Università
Ca'Foscari
Venezia

Corso di Laurea Magistrale in
Marketing & Comunicazione

Tesi di Laurea

Digitalizzazione e presenza online nel B2B: verso un modello di maturità digitale

Relatrice
Prof.ssa Cinzia Colapinto

Relatrice
Prof.ssa Debora Slanzi

Laureanda
Sofia Vivian
Matricola 885866

Anno Accademico
2024/2025

Sommario

Sommario *1*

1. Introduzione *7*

1.1 La digitalizzazione **7**

1.2 Obiettivo della ricerca **8**

2. Revisione della letteratura *10*

2.1 Maturità digitale **10**

2.1.1 Fasi della maturità digitale 12

2.1.2 Barriere alla digitalizzazione 13

2.1.3 *Drivers* alla digitalizzazione 15

2.2 Social Media e digitalizzazione **16**

2.2.1 Social media B2B 17

2.2.2 Confronto fra social media B2B e B2C 18

2.2.3 L'influenza dei social media nelle decisioni di acquisto nel B2B 22

2.3 Social media marketing B2B: nuove tendenze **23**

2.3.1 Intelligenza Artificiale e maturità digitale B2B 23

2.3.2 Social media e Customer experience & service B2B 25

2.3.3 Omnicanalità e Social Media Marketing 28

2.3.4 E-mail marketing 30

2.3.5 Social Selling B2B 31

2.3.6 Digital Content Marketing nel B2B 33

2.3.6.1 *Funnel* di *Digital Content* Marketing e tipologie di contenuti 34

2.3.6.2 Strategia di Digital Content Marketing B2B 37

2.3.7 KPI e Analisi delle performance nel Social Media Marketing B2B 38

3 Metodologia *44*

3.1 Approccio di Ricerca **44**

3.1.1 Struttura del questionario 44

3.1.2 Caratteristiche del campione 46

4 Analisi dei dati *47*

4.1 Introduzione all'analisi 47

4.2 *Pre-processing* dei dati 48

4.3 Analisi esplorativa 50

4.3.1 Analisi univariata 50

4.3.1.1 Generazione aziendale 50

4.3.1.2 Dimensione aziendale 51

4.3.1.3 Conduzione familiare 53

4.3.1.4 Responsabile del digital marketing 53

4.3.1.5 Distribuzione dei settori di competenza 55

4.3.1.6 Canale social più utilizzato 56

4.3.1.7 Attività sui social media: evidenze da scala ordinale 57

4.1.1.7 Uso strumenti di *analytics* e ottimizzazione: evidenze da scala ordinale 59

4.1.1.8 KPI di digital marketing: evidenze da scale ordinale 61

4.3.2 Analisi bivariata 67

4.3.2.1 Analisi della relazione tra *Generazione ~ Dimensione aziendale* 67

4.3.2.2 Analisi della relazione tra *Generazione ~ Canali e Attività social* 68

4.3.2.3 Analisi della relazione tra *Generazione ~ strumenti di analytics e ottimizzazione* 70

4.3.2.4 Analisi relazione tra Generazione ~ KPI social media marketing 71

4.3.2.5 Analisi relazione Generazione ~ KPI sito web 73

4.3.2.6 Analisi relazione Generazione ~ KPI e-mail marketing 75

4.3.2.7 Correlazioni tra variabili relative alle attività sui social media B2B ... 76

4.3.2.8 Correlazioni tra variabili relative all'utilizzo degli strumenti di *analytics* e ottimizzazione 78

4.3.2.9 Correlazioni tra KPI relativi al social media marketing 79

4.3.2.10 Correlazioni tra KPI relativi al sito web 80

4.3.2.11 Correlazioni tra KPI relativi all'e-mail marketing 82

4.4 Analisi delle componenti principali (PCA) 83

4.4.1 Interpretazione delle componenti principali 84

4.4.2 Cluster Analysis 91

4.4.2.1 Individuazione del numero ottimale di cluster (k) 92

4.4.2.2 Definizione e descrizione dei cluster: metodo K-means 94

4.4.2.3 Profilazione dei cluster: generazione, dimensione, settore, responsabile del digital marketing e *family business* ... 100
4.4.2.4 Risultati della clusterizzazione: i profili ... 105
4.5 Indice di maturità digitale ... 106
4.5.1 Costruzione dell'indice di maturità ... 107
4.5.2 Analisi descrittiva dell'indice di maturità ... 109
4.5.2.1 Analisi descrittiva delle singole dimensioni dell'indice ... 112
4.5.3 Classificazione delle aziende in fasce di maturità ... 114
4.5.4 Relazione tra livello di maturità e variabili strutturali ... 114
4.5.4.1 Generazione aziendale ... 115
4.5.4.2 Dimensione aziendale ... 118
4.5.4.3 Macrosettore commerciale ... 121
4.5.4.4 Conduzione famigliare ... 124
4.5.4.5 Figura responsabile del digital marketing ... 126
4.5.4.6 Livello di maturità dei cluster ... 130
5 Discussione ... 133
5.1 Discussione ... 133
5.1.1 *Cluster Analysis* e maturità digitale ... 137
5.2 Limiti della ricerca ... 139
5.3 Implicazioni pratiche e ricerche future ... 140
6 Conclusioni ... 143
7 Riferimenti Bibliografici ... 145

Allegato A: Questionario ... 150
Allegato B: Codifica Variabili ... 162
Allegato C: Script R ... 170

Indice delle tabelle

Tabella 2.1 : Dimensioni della maturità digitale ... 11
Tabella 2.2: Confronto caratteristiche social media B2B vs B2C ... 21
Tabella 4.1: Attività social media: media e deviazione standard ... 58

Tabella 4.2: Strumenti di analytics e ottimizzazione: media e deviazioni standard 60
Tabella 4.3: KPI SMM: media e deviazione standard 63
Tabella 4.4: KPI sito web: media e deviazione standard 64
Tabella 4.5: KPI e-mail marketing: media e deviazione standard 66
Tabella 4.6: Componenti principali 89
Tabella 4.7: Medie punteggi PC cluster 1 96
Tabella 4.8: Medie punteggi dimensioni teoriche cluster 1 96
Tabella 4.9: Medie punteggi PC cluster 2 97
Tabella 4.10: Medie punteggi dimensioni teoriche cluster 2 98
Tabella 4.11: Medie punteggi PC cluster 3 99
Tabella 4.12: Medie punteggi dimensioni teoriche cluster 3 100
Tabella 4.13: Caratteristiche e profili dei cluster 106
Tabella 4.14: Dettaglio Macro-dimensioni 108
Tabella 4.15: Statistiche descrittive macrodimensioni 112
Tabella 4.16: Regola di classificazione dell'indice di maturità 114
Tabella 4.17: Frequenze assolute delle aziende per generazione e fascia di maturità digitale 115
Tabella 4.18: Frequenze assolute delle aziende per dimensione aziendale e fascia di maturità digitale 118
Tabella 4.19: Frequenze assolute delle aziende per macrosettore commerciale e fascia di maturità digitale 121
Tabella 4.20: Frequenze assolute delle aziende a conduzione familiare e fascia di maturità digitale 124
Tabella 4.21: Frequenze assolute del responsabile digital marketing e fascia di maturità digitale 127
Tabella 4.22: Statistiche descrittive dell'indice di maturità per cluster 130

Indice delle figure

Figura 2.1: Preferenze B2B e B2C dei canali social (%) 20
Figura 2.2: Social più influenti nelle scelte dei consumatori B2B (%) 22
Figura 2.3: Impatto AI sul raggiungimento degli obiettivi aziendali 25
Figura 2.4: Preferenze dei canali di acquisto clienti B2B (%) 29
Figura 2.5: Funnel di Digital Content Marketing 34

Figura 2.6: Tipologie di contenuti più performanti nel B2B 36
Figura 4.1: Distribuzione della generazione aziendale 51
Figura 4.2: Distribuzione della dimensione aziendale 52
Figura 4.3: Distribuzione della figura responsabile del digital marketing 54
Figura 4.4: Distribuzione dei settori aziendali 55
Figura 4.5: Canale social più utilizzato 56
Figura 4.6: Scala ordinale – Attività social media 59
Figura 4.7: Scala ordinale – strumenti di analytics e ottimizzazione 61
Figura 4.8: Scala ordinale – KPI SMM 63
Figura 4.9: Scala ordinale – KPI sito web 65
Figura 4.10: Scala ordinale – KPI e-mail marketing 66
Figura 4.11: Relazione Generazione ~ Dimensione aziendale 67
Figura 4.12: Canali e attività social principali per generazione aziendale 68
Figura 4.13: Ranking medio degli strumenti di analytics e ottimizzazione per generazione aziendale 70
Figura 4.14: Ranking medio dei KPI SMM per generazione aziendale 72
Figura 4.15: Ranking medio dei KPI sito web per generazione aziendale 74
Figura 4.16: Ranking medio dei KPI e-mail per generazione aziendale 76
Figura 4.17: Heatmap correlazioni variabili attività e canali social media 78
Figura 4.18: Heatmap correlazioni strumenti di analytics e ottimizzazione 79
Figura 4.19: Heatmap correlazioni KPI SMM 80
Figura 4.20: Heatmap correlazioni KPI sito web 82
Figura 4.21: Heatmap correlazioni KPI e-mail 83
Figura 4.22: Dedrogramma – Metodo Ward 92
Figura 4.23: Metodo Elbow – WSS 93
Figura 4.24: Metodo Silhouette 94
Figura 4.25: Profilazione cluster – Generazione aziendale 101
Figura 4.26 Profilazione cluster – Dimensione aziendale 102
Figura 4.27: Profilazione cluster – Macrosettore commerciale 103
Figura 4.28: Profilazione cluster – Conduzione familiare 104
Figura 4.29: Profilazione cluster – Responsabile digital marketing 105
Figura 4.30: Distribuzione valori indice di maturità digitale 110
Figura 4.31: Boxplot dell'indice di maturità digitale 110
Figura 4.32: Grafico Q-Q plot 111

Figura 4.33: Boxplot macrodimensioni indice di maturità 113
Figura 4.34: Suddivisione delle aziende in fasce di maturità 114
Figura 4.35: Distribuzione delle generazioni (%) nelle fasce di maturità 116
Figura 4.36: Boxplot dell'indice di maturità digitale per generazione aziendale 117
Figura 4.37: Distribuzione della dimensione aziendale (%) nelle fasce di maturità . 119
Figura 4.38: Boxplot dell'indice di maturità digitale per dimensione aziendale 120
Figura 4.39: Distribuzione del macrosettore commerciale (%) nelle fasce di maturità 122
Figura 4.40: Boxplot dell'indice di maturità digitale per macrosettore commerciale 123
Figura 4.41: Distribuzione della conduzione familiare (%) nelle fasce di maturità .. 125
Figura 4.42: Boxplot dell'indice di maturità digitale per conduzione familiare 126
Figura 4.43: Distribuzione della figura del responsabile di digital marketing (%) nelle fasce di maturità 128
Figura 4.44: Boxplot dell'indice di maturità digitale per la figura responsabile del digital marketing 129
Figura 4.45: Boxplot dell'indice di maturità digitale per i cluster 130
Figura 4.46: Composizione (%) delle fasce di maturità all'interno dei cluster 131

1. Introduzione

1.1 La digitalizzazione

La digitalizzazione rappresenta oggi una delle sfide cruciali per le aziende. Il mancato adattamento alle nuove tecnologie 4.0 comporterebbe inevitabilmente importanti danni alla competitività, aumentando di fatto il rischio di uscita dal mercato (Saldanha, 2019). Un'ulteriore spinta all'avanzamento tecnologico delle aziende è stata data dalle limitazioni e nuove necessità derivanti dall'emergenza pandemica, che hanno costretto le aziende a trovare nuove modalità operative (Hanelt et al., 2020).

Per tali ragioni gran parte delle realtà hanno attuato una vera e propria rivoluzione interna tramite la progressiva implementazione delle tecnologie moderne, dando inizio al proprio percorso di trasformazione digitale (Berman, 2012; Gerbert, Gauger e Steinhäuser, 2015; Müller, Buliga e Voigt, 2018; Rožanec et al., 2022). In particolare, l'ammontare della spesa volto all'acquisto di questi nuovi mezzi digitali risulta aver superato i 2,6 trilioni di dollari nel 2023 ed è destinata a raggiungere i 3,5 trilioni di dollari (Statista, 2023).

Con il termine 'trasformazione digitale' si fa riferimento al processo che ha come fine ultimo il miglioramento dell'azienda tramite l'integrazione di tecnologie di formazione, di calcolo, di comunicazione e connettività (Vial, 2019).

Tuttavia, la mera acquisizione di queste tecnologie non garantisce un vantaggio competitivo all'azienda: infatti è necessario che quest'ultima sia in grado di integrarla in modo sinergico alle proprie funzioni e processi interni (Bharadwaj, 2000; Nevo e Wade, 2010). A conferma di ciò, Nevo e Wade (2010) affermano come non sia istantanea la loro implementazione, ma che questa richieda uno sforzo graduale e continuativo nel tempo. Si pensi ad esempio ad un'azienda che introduce il CRM (Customer Relationship Management): prima di poter godere dei vantaggi derivanti da esso, dovrà adoperarsi affinché il personale riceva una formazione idonea per sfruttarlo al meglio e integrarlo efficacemente nella propria strategia aziendale.

È bene sottolineare come le aziende che intraprendono il percorso di digitalizzazione, non mutano solo a livello di strumenti e mezzi, ma anche nella cultura e nei processi interni. Le persone che si trovano in contatto che questi nuovi strumenti cambiano le proprie modalità di lavoro e i propri ritmi fino a quando non raggiungono un nuovo equilibrio (Kusiak, 2017).

1.2 Obiettivo della ricerca

Nonostante gli sforzi delle aziende nel portare avanti la propria trasformazione digitale, il principale ostacolo al successo risiede nella mancanza di conoscenze e competenze necessarie per definire una roadmap chiara, capace di identificare con precisione la fase in cui l'azienda si trova nel proprio percorso di digitalizzazione (Erol, Schumacher e Sihn, 2016; Schwab, 2018; Lucato et al., 2019). A conferma di ciò, Issa et al. (2018) evidenziano che solo il 20% delle aziende – ovvero una su cinque – riesce a completare con successo il processo di trasformazione digitale.

Alla luce di queste difficoltà, l'obiettivo di questo elaborato è quello di sviluppare un indice di maturità digitale basato sui dati raccolti dall'agenzia Marketing Arena per il progetto "Osservatorio B2B". Questo indice consentirà di classificare le aziende in base al loro grado di digitalizzazione e di analizzare le relazioni tra la maturità digitale e variabili strutturali quali anno di fondazione, dimensione, settore commerciale, conduzione familiare e figura responsabile di digital marketing.

In particolare, la ricerca intende rispondere alle seguenti domande:

Q1a: Quali sono le dimensioni da valutare per la definizione della maturità digitale di un'azienda?

Q1b: È possibile definire un indice composito di maturità basato su tali dimensioni?

Q2: Esiste una relazione tra la maturità digitale e le variabili strutturali generazione, dimensione aziendale, settore, conduzione familiare e figura responsabile di digital marketing?

Per rispondere a tali quesiti è stata condotta un'analisi statistica sui dati dell'"Osservatorio B2B", articolata in più fasi mediante il software R. Innanzitutto, per l'individuazione delle dimensioni utili a valutare il livello di digitalizzazione, si è attuata un'analisi delle componenti principali (PCA), che ha restituito 16 componenti riconducibili a cinque aree teoriche: "cultura digitale", "strategia digitale", "ecosistema digitale", "approfondimento ed esperienza del cliente" e infine "processi e operazioni digitali". In seguito, le ultime due dimensioni sono state accorpate per la loro forte correlazione positiva riconosciuta in letteratura, portando così a quattro macro-dimensioni teoriche complessive. In relazione ai punteggi ottenuti dalle aziende sulle componenti principali individuate, è stata effettuata un *Cluster Analysis* che ha permesso di identificare tre gruppi distinti di aziende: *data-driven* operativi, tradizionali emergenti e strutturati in transizione. In seguito, sulla base delle quattro macro-dimensioni individuate, si è costruito l'indice composito di maturità digitale, volto a rappresentare in

modo sintetico il posizionamento di ciascuna impresa all'interno del proprio percorso di trasformazione. L'indice, pur non costituendo una misura assoluta, fornisce una linea guida utile alle aziende per valutare il proprio livello di digitalizzazione rispetto agli altri *player* del mercato. Per rispondere al quesito Q2 si è verificato se le variabili strutturali generazione aziendale, dimensione, settore commerciale, conduzione familiare e figura del responsabile del digital marketing influenzassero positivamente o negativamente il valore dell'indice di maturità. Tra queste solo la presenza di una figura responsabile di digital marketing ha mostrato una relazione statisticamente significativa, mentre le altre variabili non presentano nessuna relazione rilevante. Infine, si è analizzata la coerenza tra i cluster individuati e i valori dell'indice di maturità assegnati alle imprese: i risultati confermano che il cluster 1 (*data-driven* operativi) presenta in media i punteggi più alti, il cluster 2 (tradizionali emergenti) i punteggi più bassi e infine il cluster 3 risulta intermedio (strutturati in transizione). Questo rafforza la validità della segmentazione e l'affidabilità dell'indice proposto come strumento sintetico di misurazione.

2. Revisione della letteratura

La presente revisione della letteratura ha lo scopo di fornire un inquadramento teorico utile alla comprensione del fenomeno analizzato dalla survey condotta dall'agenzia Marketing Arena, ovvero la digitalizzazione nel contesto B2B.

Il seguente capitolo si articola in tre paragrafi principali, ognuno dei quali volto all'analisi della letteratura relativa alle tematiche ritenute fondamentali per costruzione di un quadro teorico chiaro e coerente:

- Il paragrafo 2.1 è dedicato all'analisi del concetto e delle dimensioni teoriche usate per definire il grado di maturità digitale delle aziende. In particolare, vengono approfondite le fasi di trasformazione affrontate dalle imprese, nonché i principali drivers e ostacoli che ne influenzano il percorso;
- Il paragrafo 2.2 si concentra sulla definizione del ruolo dei social media nel percorso di digitalizzazione delle aziende B2B, sottolineandone le specificità rispetto all'ambito B2C e approfondendo l'impatto che tali strumenti esercitano anche lungo la *customer journey*;
- Il paragrafo 2.3 è volto all'analisi delle tendenze emergenti nel social media marketing B2B, con un focus particolare sull'uso dell'intelligenza artificiale, sull'omnicanalità, sulla gestione della *customer experience*, sul content marketing e sulla misurazione delle performance attraverso KPI.

L'obiettivo è quello di offrire una base teorica solida che consenta, nella parte empirica, di interpretare i dati raccolti e valutare le relazioni tra maturità digitale, uso dei social media e caratteristiche strutturali delle aziende rispondenti.

2.1 Maturità digitale

Per riuscire a definire la propria posizione rispetto al processo di digitalizzazione in atto è fondamentale per le aziende definire il proprio grado di maturità digitale. Secondo Chanias e Hess (2016), con il termine 'maturità digitale' si fa riferimento ai traguardi tecnologici già raggiunti dalle aziende. Tuttavia, molte realtà ignorano e non sono in grado di determinare il loro livello di sviluppo tecnologico (Colli et al., 2018) e questa lacuna è dettata dal fatto che la maturità digitale dell'azienda non dipende esclusivamente dalla mera adozione delle tecnologie moderne, ma richiede anche la valutazione della capacità e competenze sviluppate dall'azienda rispetto all'implementazione di queste nelle attività quotidiane (Teichert, 2019).

La maturità digitale rappresenta un fenomeno multidimensionale (Ochoa-Urrego e Peña, 2020) e nello specifico, come affermato da Teichert (2019), essa risulta essere legata a 15 dimensioni. Nella tabella 2.1 vengono riportati i fattori di influenza del livello di digitalizzazione dell'azienda individuati dalla letteratura.

Tabella 2.1 : Dimensioni della maturità digitale

Dimensioni secondo		**Descrizione della dimensione (rif. Teichert, 2019)**
Teichert (2019)	**Angravi, Vijaya e Wrickkumar (2020)**	
Cultura digitale	Cultura	Riguarda l'insieme dei valori e comportamenti che favoriscono la trasformazione digitale dell'azienda. Essa fa riferimento alla condivisione delle mission e della vision aziendale e al coinvolgimento del personale nel cambiamento.
Tecnologia	Tecnologia	Tecnologie rilevanti per la trasformazione digitale.
Processi e operazioni	Operazioni	Si riferisce alla scelta e all'adozione di strumenti e canali digitali per integrarli nei processi operativi quotidiani, migliorandone l'efficacia e l'efficienza.
Strategia digitale	Strategia	Esistenza di una strategia chiara e lungo a termine per la trasformazione digitale, supportata da obiettivi concreti che aiutano l'azienda a scegliere quali tecnologie integrare al suo interno.
Organizzazione	-	Strutture di gestione che supportano la collaborazione interfunzionali, la condivisione delle informazioni e le operazioni digitali quotidiane.
Competenze digitali	Persone	Competenze digitali, nonché l'interesse la conoscenza dei dipendenti in merito alla trasformazione digitale.
Innovazione	-	Innovazione nei prodotti, nelle pratiche di lavoro e nei modelli di business digitali. Riguarda la capacità aziendale di introdurre nuovi strumenti o canali per differenziarsi dalla concorrenza e creare valore aggiunto.
Approfondimento ed esperienza del cliente	Clienti	Riguarda la capacità aziendale di comprendere e migliorare le interazioni e la navigazione dei clienti tramite l'uso efficace di dati, strumenti e analisi delle metriche.
Governance	Governance	Garantire l'attuazione di una strategia di trasformazione digitale.
Visione	-	Formulazione di una chiara visione digitale per un'azienda.

Ecosistema digitale	-	Collegare l'intera catena del valore attraverso la digitalizzazione. Si riferisce all'integrazione e gestione dei diversi canali digitali, strumenti di analisi e ottimizzazione per migliorare la propria presenza online.
Leadership	Leadership	I leader sono impegnati nella trasformazione digitale e la esemplificano per i loro dipendenti.
Conformità e sicurezza	-	L'esistenza di chiare precauzioni di sicurezza per la gestione dei dati interni ed esterni.
Prodotti e servizi	Prodotti	Digitalizzazione di prodotti e servizi (ad esempio, sistemi di assistenza di prodotti orientati alla soluzione).
Modello di business	-	Sviluppo di nuovi modelli di business dirompenti.

Fonte: Voss, M., Jaspert, D., Ahlfeld, C. e Sucke, L., 2024, pagina 11

Tuttavia, alcuni recenti studi hanno messo in luce come solo alcune dimensioni risultino essere particolarmente significative al fine della valutazione della maturità digitale aziendale. Nello specifico, Ochoa-Urrego e Peña (2020) definiscono sei dimensioni dominanti nei vari modelli *Digitl Maturity Models* (DMM): tecnologia, cultura digitale, processi operativi, strategia digitale e gestione.

L'importanza di conoscere il proprio grado di maturità digitale risiede nel fatto che questo rappresenta il primo passo per raggiungere performance aziendali migliori e un vantaggio competitivo sostenibile (Bititci et al., 2015).

2.1.1 Fasi della maturità digitale

Come già anticipato, il percorso che l'azienda compie al fine di raggiungere la maturità digitale è graduale e progressivo (Ochoa-Urrego e Peña, 2020).

È possibile sintetizzare questo processo in tre macro-fasi evolutive successive:

1. Fase iniziale. Inizialmente l'attenzione si concentra sulla definizione di una strategia digitale chiara e coerente con gli obiettivi e la visione aziendale (Chanias e Hess, 2016; Matt et al., 2015). Inoltre, in questa prima fase si cercano di definire le opportunità derivanti dalla digitalizzazione e si modifica la propria organizzazione adottando modelli più dinamici e flessibili che agevolino il cambiamento (Berghaus e Back 2016; Ifenthaler e Egloffstein 2020). La leadership giocherà un ruolo cruciale: essa dovrà infatti fornire il giusto supporto alla trasformazione digitale e fare in modo che la

digitalizzazione sia allineata con la visione aziendale (Berghaus e Back 2016; Ifenthaler e Egloffstein 2020; Thordsen e Bick, 2023).

2. Fase intermedia. Proseguendo nel percorso di digitalizzazione, una volta definita la strategia e apportato le prime modifiche organizzative, le aziende procedono all'acquisizione delle tecnologie moderne disponibili. In questa fase l'impresa tenta di ottimizzate l'efficienza operativa e la gestione delle interazioni con clienti e stakeholder, sfruttando il potenziale e le opportunità offerti da questi nuovi mezzi digitali. Fondamentale in questa fase è il concetto di '*platformizzazione*' che Westerman et al. (2012) e Berger et al. (2020) definiscono come l'integrazione di più piattaforme digitali – come piattaforme di collaborazione interna, piattaforme di analisi dati, piattaforme relazionali, etc. – volta al supporto e al miglioramento delle attività aziendali. In questa seconda fase la cultura aziendale è fondamentale: in particolare, maggiore è il grado di apertura al cambiamento e all'apprendimento, maggiore sarà la sperimentazione e migliori saranno i potenziali risultati raggiungibili (Muehlburger et al., 2019; Salviotti et al., 2019; Thordsen e Bick, 2023).
3. Fase avanzata. Le aziende che si apprestano ad entrare in questa terza ed ultima fase vantano un livello di maturità digitale nettamente superiore e si caratterizzano per una cultura aziendale dinamica (Pauli et al., 2021). La mentalità che permea l'impresa è agile e orientata al cambiamento continuo e in questo contesto la trasformazione digitale non è più un mero obiettivo, ma una realtà raggiunta e sedimentata (Pauli et al., 2021). Fondamentale in questa ultima fase è la centralità del cliente che rappresenta la ragione sottostante la digitalizzazione dell'azienda: l'offerta di un'esperienza altamente personalizzate è l'elemento distintivo delle realtà che entrano in questa ultima macro-fase del processo di maturità digitale (Thordsen e Bick, 2023).

2.1.2 Barriere alla digitalizzazione

Nonostante la trasformazione digitale risulti essenziale per garantire la competitività alle aziende, vi sono una serie di fattori che possono fungere da deterrente allo sviluppo di tale processo, soprattutto nell'ottica delle PMI (Omowole, Olufemi-Philips, Ofodile, Eyo-Udo ed Ewin, 2024). Definiamo barriere tutti quegli elementi che ostacolano il processo di implementazione tecnologica delle imprese (Oubrahim e Sefiani, 2023).

Innanzitutto, le prime difficoltà affrontate dalle aziende sono legate ad aspetti economico-finanziari: l'implementazione di software avanzati e l'acquisto di infrastrutture digitali adeguate richiedono infatti all'azienda un dispendio di risorse significativo. Le spese iniziali richieste da questo tipo di trasformazione sono spesso ingenti e non sempre le aziende possiedono tali risorse – soprattutto nel caso in cui si tratti di PMI – o sono disposte ad utilizzarle per effettuare investimenti significativi in tal senso. In aggiunta, l'accesso ai finanziamenti risulta spesso difficoltoso e in ogni caso comporterebbe l'alzarsi del rischio di mancato ritorno economico (Omowole, Olufemi-Philips, Ofodile, Eyo-Udo ed Ewin, 2024).

Oltre alle difficoltà di natura finanziaria, riconosciamo anche quello di tipo operativo, legate allo sviluppo delle competenze digitali. L'acquisizione e il mantenimento in azienda di personale qualificato che vanti questo genere di conoscenze diventa perciò fondamentale. Tuttavia, ciò non basta per raggiungere il successo: infatti il ciclo di evoluzione tecnologica è particolarmente rapido e ciò implica anche una veloce obsolescenza delle conoscenze sviluppate con riferimento a questi mezzi digitali. Le imprese sono quindi chiamate ad un investimento continuo nella formazione del proprio personale, affinché quest'ultimo sia sempre in grado di rimanere aggiornato, sfruttando appieno tutte le potenzialità messe a disposizione dalla tecnologia (Omowole et al., 2024; Ray et al., 2024).

Un altro ostacolo, che presenta natura tecnologica, riguarda invece la sicurezza e la privacy aziendale. L'affidamento dei propri dati e informazioni a *cloud* esterni o infrastrutture digitali espone al rischio di attacchi informatici. Di conseguenza è essenziale per l'azienda non solo investire in tali piattaforme, ma anche in adeguati sistemi di cybersicurezza, capaci di evitare e prevenire queste minacce (Omowole et al., 2024; Ray et al., 2024; Oubrahim e Sefiani, 2023).

Proseguendo, tra le principali barriere alla digitalizzazione troviamo sicuramente quelle di natura culturale ed organizzativa. I modelli di business e le routine lavorative ben radicate comportano forte resistenza al cambiamento in tutto l'organigramma aziendale, dai dipendenti ai dirigenti. Questa inerzia lavorativa (Hannan & Freeman, 1984) rende difficile il cambiamento dello *status quo,* comportando timori e disagi fra il personale che lo interpreta come una minaccia alla propria stabilità lavorativa. Tuttavia, nella maggior parte dei casi questo ostacolo è presente nel momento in cui si ignorino i vantaggi concreti che la trasformazione digitale può portare nella vita aziendale (Omowole, Olufemi-Philips, Ofodile, Eyo-Udo ed Ewin, 2024; Ray et al., 2024).

Infine, anche il contesto normativo e di mercato possono costituire un ostacolo non trascurabile alla digitalizzazione. La regolamentazione poco chiara riguardo l'implementazione delle tecnologie, la tutela della privacy e dei dati sensibili sono senz'altro punti sfavorevoli all'evoluzione digitale aziendale (Oubrahim e Sefiani, 2023; Ray et al., 2024). Inoltre, l'alto livello di competitività e la rapidità con cui mutano i consumatori aggiungono ulteriore incertezza alle imprese che non riescono ad individuare la traiettoria giusta nella quale investire (Oubrahim e Sefiani, 2023; Ray et al., 2024).

2.1.3 *Drivers* alla digitalizzazione

Nonostante i numerosi attriti che il processo di digitalizzazione presenta, quest'ultimo figura anche come una fonte di vantaggio competitivo per le aziende in ottica di efficienza, redditività e innovazione. Definiamo *drivers* tutti quei fattori che stimolano il processo di trasformazione digitale delle imprese (Oubrahim e Sefiani, 2023).

In primo luogo, uno dei principali vantaggi derivanti dall'implementazione di tecnologie all'avanguardia, come il cloud computing e l'automazione, riguarda la drastica riduzione degli oneri operativi. Grazie a questi mezzi, infatti, è possibile ottimizzare la gestione delle risorse disponibili e incrementare la qualità delle performance economico-finanziarie aziendali (Omowole, Olufemi-Philips, Ofodile, Eyo-Udo ed Ewin, 2024; Ray et al., 2024).

L'implementazione di questo genere di risorse fa sì che inizi un processo di sviluppo di competenze interno: il personale aziendale inizia a costruire una propria base di conoscenza a partire dall'utilizzo diretto di queste nuove risorse. Inoltre, la presenza di strumenti all'avanguardia funge da magnete per potenziali nuovi talenti qualificati, ovvero individui con *know-how* prezioso, sfruttabile dall'impresa stessa (Omowole et al., 2024; Ray et al., 2024). Inoltre, più tali tecnologie vengono integrate nella quotidianità delle mansioni dei dipendenti, più questi ultimi riducono le proprie barriere di resistenza al cambiamento. Questo è dettato dal fatto che l'implementazione di questi mezzi permette un significativo miglioramento dell'esperienza lavorativa, rendendola più gratificate e stimolante (Omowole et al., 2024; Ray et al., 2024).

In secondo luogo, la trasformazione digitale permette alle aziende di ottimizzare le proprie attività, diminuendo lo spreco di risorse. Molto spesso questa riduzione implica la possibilità per l'impresa di ricevere il supporto delle istituzioni governative che, per

favorire pratiche industriali *green*, mettono a disposizione finanziamenti o fondi alle imprese che rispettano determinati requisiti (Omowole et al., 2024; Ray et al., 2024). Per giunta, la trasformazione digitale e il cambiamento da un modello di business tradizionale ad un modello di business moderno e dinamico permettono alle aziende di rispondere con maggiore agilità ai rapidi cambiamenti di mercato e della domanda (Omowole et al., 2024; Ray et al., 2024; Oubrahim e Sefiani, 2023).

Inoltre, grazie alla rapida evoluzione e diffusione delle nuove tecnologie su cui si basa la digitalizzazione – Intelligenza Artificiale (IA), l'*Internet of Things* (IoT), *Big Data*… - queste sono diventate sempre più accessibili, permettendo anche alle PMI con scarse risorse disponibili di entrane in possesso (Omowole et al., 2024; Ray et al., 2024).

Anche dal punto di vista normativo le istituzioni si stanno muovendo al fine di definire una regolamentazione chiara, cancellando così gli ostacoli legati alla mancanza di una normativa standardizzata in merito all'implementazione di tali tecnologie (Omowole et al., 2024; Ray et al., 2024).

2.2 Social Media e digitalizzazione

Come affermato da Hartmann et al. (2019), i social media giocano un ruolo cruciale nel processo di digitalizzazione delle aziende. Essi rappresentano dei preziosi punti di scambio di conoscenza che permettono alle aziende di raccogliere ed elaborare una grande quantità di dati. Le informazioni ricavate dalla loro integrazione nella strategia aziendale, oltre che fornire una solida base per la costruzione di un vantaggio competitivo duraturo e sostenibile nel tempo, fungono anche da guida per lo sviluppo digitale in vari ambiti (Hartmann et al., 2019; Paul et al., 2024).

Inizialmente, l'impiego dei social media come strumenti strategici aziendali si è diffuso principalmente nel settore Business-to-Consumer (B2C), dimostrandosi efficace nel potenziare le vendite, aumentare la *brand awareness* e rafforzare la fedeltà al marchio (Pantano, 2021). Tali risultati hanno confermato l'effettiva significatività di queste piattaforme, spingendo progressivamente anche il settore Business-to-Business (B2B) ad implementarle nelle proprie attività (Paul et al, 2024).

I social media rappresentano dei potenti *drivers* della trasformazione digitale: in particolare Adhiatma et al. (2023) analizzano come la loro implementazione abbia portato a migliorare la gestione del rapporto con gli stakeholder e abbiano contribuito ad incrementare il valore aziendale generato dalle imprese.

2.2.1 Social media B2B

Nel contesto del marketing e delle vendite, i social media rappresentano degli strumenti che supportano le aziende nelle attività di comunicazione, interazione e gestione delle relazioni con i clienti, coinvolgendoli anche nella creazione del valore aziendale (Andzulis et al., 2012). Si ritiene necessario specificare che nel contesto generale Business-to-Business, quando si parla di "social media" si fa riferimento sia a piattaforme esterne che a piattaforme interne. Queste ultime, come Microsoft Teams o Slack, permettono di facilitare la comunicazione e la diffusione di informazioni tra dipendenti e dirigenti. Al contrario, i social media esterni, come LinkedIn o Instagram, consentono all'azienda di intrattenere e gestire le relazioni con i propri clienti, fornitori e partner esterni, contribuiscono alla costruzione del marchio e alla diffusione di informazioni riguardanti l'azienda stessa (Archer-Brown & Kietzmann, 2018; Leek, Canning, & Houghton, 2016). In particolare, Adhiatma et al. (2023) sottolineano come la loro implementazione porti una serie di vantaggi a livello organizzativo, grazie alla facilitazione della risoluzione di eventuali problematiche interne e alla riduzione dei tempi di rilevazione e adattamento ai mutamenti del mercato. In altre parole, essi forniscono una solida base per la costruzione di un vantaggio competitivo duraturo e sostenibile nel tempo (Adhiatma et al., 2023).

Il seguente elaborato si concentra sullo studio delle piattaforme esterne, di conseguenza, da questo momento in poi, con il termine "social media" e affini si farà riferimento esclusivamente a queste ultime.

Nel corso degli ultimi anni è diventato sempre più evidente come queste piattaforme nascondano un significativo potenziale non adeguatamente sfruttato da parte delle imprese. Molte aziende infatti si limitano a "esistere" sui social media senza utilizzarli in modo strategico al fine di migliorare la comunicazione e la costruzione delle relazioni con clienti e stakeholder (Cartwright, Davies, & Archer-Brown, 2021; Drummond, O'Toole, & McGrath, 2020; Jussila, Kärkkäinen, & Aramo-Immonen, 2014; Quinton & Wilson, 2016). Tradizionalmente le aziende B2B prediligono instaurare le relazioni con i propri clienti tramite incontri fisici (Athaide *et al.*, 2019), lasciando quindi inutilizzato il potenziale relazionale delle piattaforme digitali.

Tuttavia, come sostenuto da Alalwan et al. (2017), le aziende stanno diventando sempre più consapevoli dei molteplici vantaggi derivanti dall'implementazione di questi

canali e si sta assistendo quindi ad una evoluzione del loro ruolo aziendale: da meri strumenti passivi, usati per la diffusione di informazioni riguardanti l'azienda, a veri e propri strumenti strategici di marketing utilizzati per raggiungere gli obiettivi aziendali.

Di norma questi mezzi digitali svolgono due principali funzioni (Moe & Schweidel, 2017), che presentano due obiettivi distinti. In ambito strategico, il primo scopo riguarda la comunicazione e la promozione aziendale, ovvero l'uso dei social media al fine di condividere informazioni, aumentare l'*awareness* e attrarre i potenziali nuovi clienti (Chaker, Nowlin, Pivonka, Itani e Agnihotri, 2022). Possiamo dedurre come questa prima funzione persegua un obiettivo generale di diffusione esterna delle informazioni dell'impresa. Il secondo scopo riguarda invece l'ambito della ricerca di mercato: le piattaforme digitali rappresentano infatti una fonte preziosa per la raccolta di informazioni ambientali utili per la definizione di strategie aziendali efficaci (Agnihotri, Dingus, Hu e Krush, 2016). Il secondo obiettivo generale riguarda dunque l'acquisizione interna dei dati di mercato.

Secondo quanto sostenuto da Powell (2014), la gestione strategica di queste piattaforme digitali risulta dipendere per il 75% da fattori personali – come decisioni, competenze e relazioni umane – e per il 25% da fattori impersonali – come processi, attrezzatura e tecnologie disponibili. In particolare, essa risulta essere fortemente legata alla componente umana, ovvero ad "*attività umane che sono condotte dalle persone, attraverso le persone e per le persone*" (Powell, 2014, p. 201).

È chiaro quindi che la capacità aziendale di creare valore tramite lo sfruttamento dei social media non dipende esclusivamente dalle tecnologie disponibili, che giocano un ruolo secondario, ma deriva dal fattore umano, ovvero dalle capacità e dalle conoscenze dei dipendenti aziendali (Starbuck, 1992; Powell, 2014). In particolare, Grönroos (1996) identifica tre elementi da applicare in una strategia di social media marketing relazionale: la ricerca del contatto diretto con clienti e stakeholder, l'uso di database per la raccolta di informazioni sugli attori di mercato (es. CRM) e infine lo sviluppo di un sistema di servizi *customer oriented*.

2.2.2 Confronto fra social media B2B e B2C

Si ritiene necessario specificare le differenze di ruolo dei social media rispetto alla prospettiva B2C e alla prospettiva B2B.

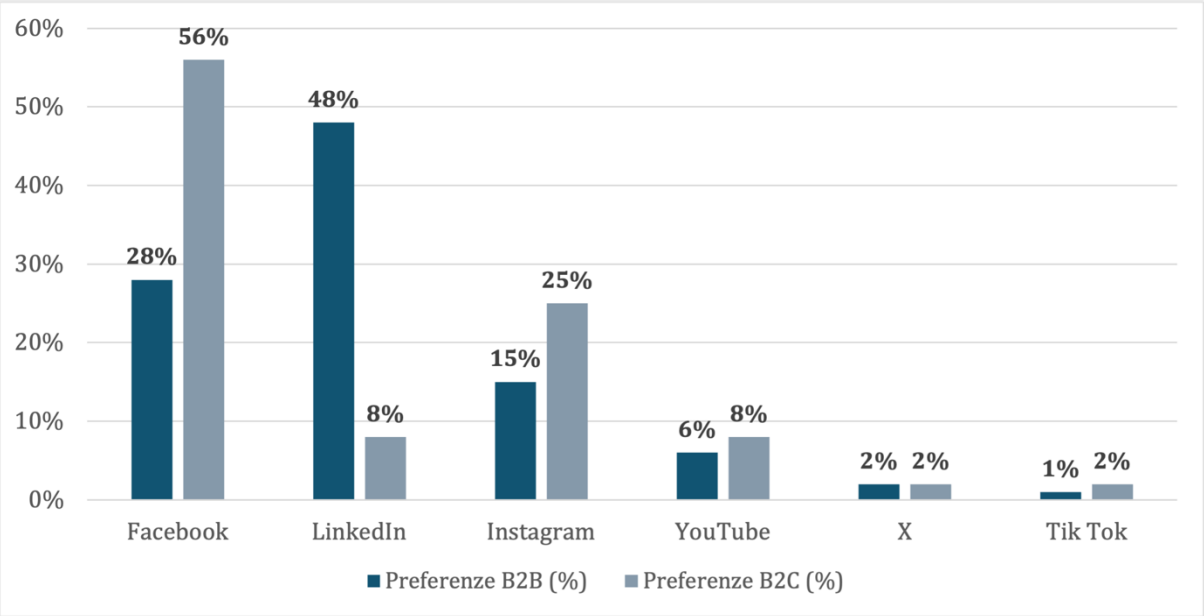
Se la letteratura risulta essere ampiamente sviluppata per l'ambito Business-to-Consumer, le fonti relative all'uso dei social media nel Business-to-Business risultano essere limitate (Iankova, Davies, Archer-Brown, Marder, & Yau, 2019; Ogilvie, Agnihotri, Rapp e Trainor, 2018; Siamagka, Christodoulides, Michaelidou e Valvi, 2015). In particolare, la maggior parte degli studi trattanti quest'ultima prospettiva, si riducono all'analisi di queste piattaforme come semplici strumenti di comunicazione o promozione, lasciando inesplorato parte del loro potenziale strategico (Agnihotri, 2020; Agnihotri et al., 2016; Agnihotri, Kothandaraman, Kashyap, & Singh, 2012; Andzulis, Panagopoulos, & Rapp, 2012; Nunan, Sibai, Schivinski, & Christodoulides, 2018; Rodriguez, Peterson, & Krishnan, 2012).

Come evidenziato da Cheng et al. (2023), l'uso dei social media nell'ottica B2C e B2B presenta obiettivi e ruoli differenti all'interno delle realtà; tuttavia, è possibile rilevare anche degli elementi in comune.

Nel contesto B2C le piattaforme digitali sono utilizzate per potenziale la *brand awareness*, creare un legame emotivo con il cliente e come stimolo alle vendite (Pantano, 2021). I contenuti maggiormente proposti dalle aziende facenti parte di quest'ottica sono di tipo emozionale che hanno come scopo principale il coinvolgimento dell'utente finale (Pantano, 2021). Nello specifico le piattaforme maggiormente utilizzante riguardano Facebook, Instagram, YouTube e Tik Tok, spesso sfruttate per l'implementazione di campagne di marketing emozionale, ma anche per avvicinarsi al cliente ed offrirgli un'assistenza in tempo reale. Si pensi ad esempio al marchio 'Victoria Beckham' che utilizza l'estensione messaggistica di Facebook per offrire un'esperienza customizzata ai propri clienti. La configurazione di questa chatbot permette al consumatore di ricevere assistenza, consigli e informazioni sui prodotti in modo rapido e interattivo, stimolandone il coinvolgimento e la fidelizzazione (Paul et al., 2024).

Con riferimento invece all'ottica B2B, come anticipato nel paragrafo precedente, i social media rappresentano ad oggi dei mezzi strategici fondamentali per le aziende (Alalwan et al., 2017). Le principali attività per le quali le piattaforme digitali sono impiegate riguardano la gestione delle relazioni commerciali, la *lead generation* e il *networking* (Dwivedi et al., 2021). Oltre alle classiche piattaforme già menzionate precedentemente – Instagram, Facebook e Tik Tok – per la prospettiva B2B si aggiunge anche LinkedIn (Statista, 2024; Dencheva, 2024).

Figura 2.1: Preferenze B2B e B2C dei canali social (%)



Fonte: Dencheva, 2024, pagina 67

Dall'osservazione della figura 2.1 emerge una netta distinzione tra le preferenze espresse dagli operatori nelle due ottiche di mercato: mentre Facebook (56%) risulta il canale privilegiato per le attività rivolte ai consumatori finali, LinkedIn (48%) si conferma lo strumento più utilizzato nelle strategie di comunicazione B2B.

Di seguito si propone una tabella riassuntiva delle principali differenze e similarità delle due ottiche di utilizzo in esame rispetto ai social media (Tabella 2.2).

Tabella 2.2: Confronto caratteristiche social media B2B vs B2C

	B2C	B2B	Fonte
Obiettivi principali	- Incremento brand *awareness*; - Coinvolgimento emotivo dei consumatori; - Stimolo all'acquisto d'impulso; - Generazione di *WOM* (passaparola); - Ottenere recensioni positive da utenti terzi.	- Generazione *lead* qualificati; - Rafforzamento immagine e reputazione aziendale; - Creazione di legame a lungo termine con clienti e partner; - Guida della decisione all'acquisto.	Pantano, Dwivedi et al. (2021)
Piattaforme più utilizzate	- Instagram; - Facebook; - Tik Tok; - YouTube.	- LinkedIn; - X; - YouTube; - Instagram; - Facebook; - Tik Tok.	Statista (2024)
Tipologie di contenuti	- Contenuti visivi volti principalmente all'intrattenimento; - Post emozionali, storytelling.	- Contenuti educativi e informativi; - *Case Study* e articoli di settore tecnici.	Cheng et al., Adhiarma et al. (2023)
Strategia di *engagement*	- Interazione diretta con l'utente finale; - Assistenza clienti e costruzione di *community* digitali; - UGC (*User Generated Content*).	- *Lead nurturing*; - *Workshop* ed eventi digitali;	Hartmann et al. (2019)
Destinatari principali	- Ampia base di consumatori finali e utenti generici, segmentati in relazione a comportamenti d'acquisto e interessi.	- Manager e stakeholder aziendali facenti parte di specifiche nicchie di mercato.	Dwivedi et al. (2021)

Fonte: Rielaborazione personale

Dall'analisi della tabella 2.2 emerge come, nonostante alcune piattaforme digitali di riferimento siano le medesime, il ruolo e gli obiettivi generali dei social media differiscano tra B2B e B2C.

Nonostante queste differenze, entrambi i modelli utilizzano i social media per accrescere la visibilità del brand, studiare il comportamento del pubblico e

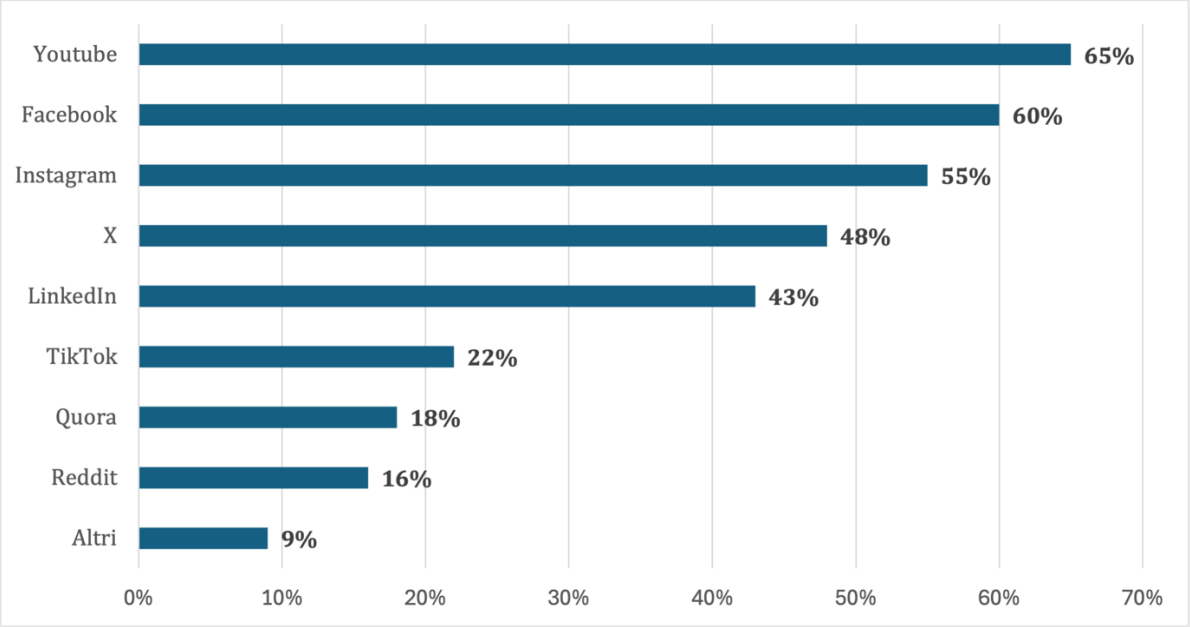
ottimizzare le strategie di marketing attraverso l'analisi dei dati da essi rilevati (Cheng et al., 2023).

2.2.3 L'influenza dei social media nelle decisioni di acquisto nel B2B

Oltre all'importanza attribuita dalle aziende B2B stesse alle piattaforme social, bisogna tenere in considerazione anche le preferenze degli acquirenti a cui esse si rivolgono.

Nello specifico, nonostante il precedente paragrafo evidenzi come piattaforma dominante per le aziende B2B LinkedIn, i consumatori risultano essere maggiormente influenzati dai contenuti condivisi tramite YouTube (Gartner, 2023).

Figura 2.2: Social più influenti nelle scelte dei consumatori B2B (%)



Fonte: Gartner, 2023, pagina 68

Come emerge dalla figura 2.2 infatti, YouTube risulta essere il canale social più influente nel processo decisionale dell'acquirente B2B con il 65% delle preferenze. Proseguendo nella classifica troviamo poi in ordine Instagram (60%), X (48%) e solo alla quarta posizione LinkedIn (43%) (Gartner, 2023).

Dalle informazioni rilevabili dalla figura 2.2 quindi possiamo dedurre come i *decision maker* nel loro processo di acquisto tendano a ricercare contenuti informativi tecnici, prediligendo video, recensioni, testimonianze di altri clienti o dimostrazioni delle funzionalità del prodotto (Gartner, 2022).

Sull'onda di questa tendenza, le aziende B2B potrebbero sfruttare i social media per creare e condividere contenuti educativi, coinvolgendo anche esperti o fonti terze per infondere maggior certezza e accompagnare il cliente in tutte le fasi della sua *customer journey* (Bandyopadhyay e Rishi, 2025; Gartner, 2022). In tal senso, YouTube offre una piattaforma ideale per la condivisione dei contenuti più apprezzati in ottica B2B, ovvero tutorial*, case study*, interviste e altre rubriche informative diffuse in formato video (CMI, 2024; Bandyopadhyay e Rishi, 2025).

2.3 Social media marketing B2B: nuove tendenze

Come già visto precedentemente, il Social Media Marketing (SMM) B2B ha subito una profonda evoluzione, affermandosi sempre di più come un elemento strategico fondamentale per le aziende nel pieno della loro digitalizzazione (Alalwan et al., 2017). McKinsey & Company (2023) evidenzia come le piattaforme digitali, usate inizialmente per attività di *branding* e di *lead generation,* siano diventate tasselli fondamentali nell'elaborazione di strategie personalizzate. Proseguendo nell'analisi dell'articolo in questione è evidente come le aziende B2B, impegnate nel processo di digitalizzazione, stiano mutando le proprie modalità di interazione con gli stakeholder e il mercato nel suo complesso (McKinsey & Company, 2023).

I principali fattori che stanno contribuendo alla trasformazione del marketing digitale B2B sono l'Intelligenza Artificiale (IA), la *customer experience* e l'approccio omnicanale (ON24, 2024). Tali elementi, se correttamente implementati nella strategia aziendale, non solo permetterebbero un'ottimizzazione delle campagne realizzate mediate i social media, ma cambierebbero le regole del gioco dell'interazione fra l'azienda e i propri clienti o stakeholder (McKinsey & Company, 2022).

Questa sezione esplorerà le dinamiche emergenti delle modalità di utilizzo delle aziende B2B nell'uso dei social media al fine di creare valore, personalizzare l'esperienza clienti e rafforzare la loro presenza online.

2.3.1 Intelligenza Artificiale e maturità digitale B2B

Il grado di maturità digitale di un'azienda può essere misurato sulla base di molteplici elementi identificati da numerosi studi sull'argomento. Una delle dimensioni citate precedentemente riguardava proprio la tecnologia (Ochoa-Urrego e Peña, 2020). Tale elemento può essere inteso come la capacità aziendale di integrare efficacemente al

proprio interno strumenti digitali per ottimizzare le proprie attività di marketing e migliorare la gestione delle relazioni con partner e clienti. Tra questi strumenti digitali sfruttabili dalle aziende B2B, il report diffuso da ON24 (2024) *The State of AI in B2B Marketing 2024* mette in luce nello specifico la posizione di rilevanza occupata dall'IA. Nonostante l'Intelligenza Artificiale sia solo agli albori, le aziende si sono da subito dimostrate aperte alla sua integrazione (ON24, 2024). Le principali motivazioni che spingono le imprese B2B ad adottare questa nuova tecnologia, nonostante sia solo all'inizio della propria traiettoria tecnologica sono:

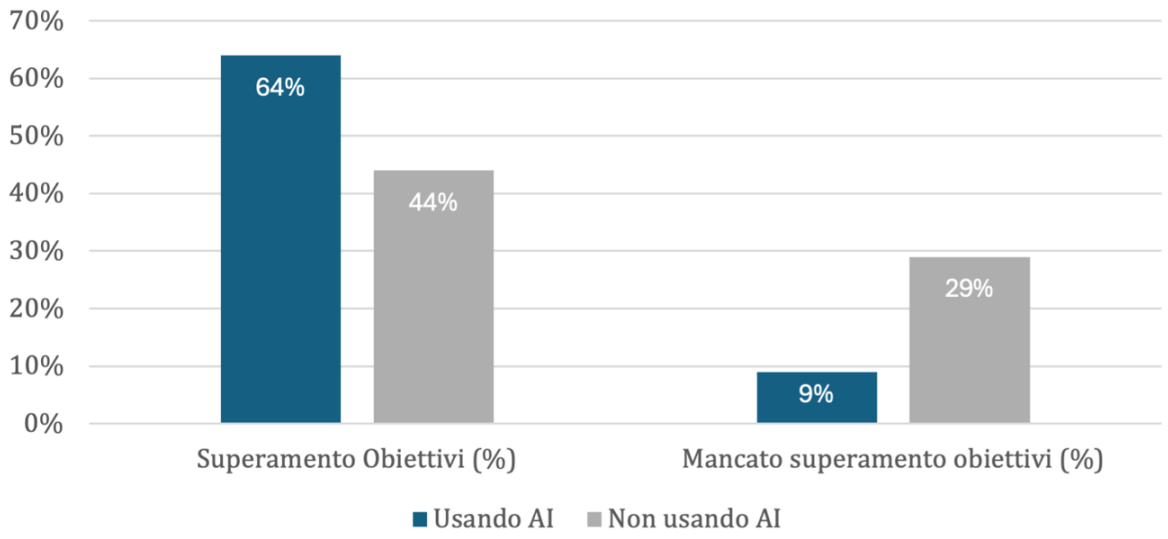
- Miglioramento dell'analisi dati e *insight* (54%);
- Aumento dell'efficienza operativa (52%);
- Risparmio di tempo nelle operazioni di marketing (51%);
- Miglioramenti dei risultati operativi (ROI) (48%) (ON24, 2024).

Dallo studio emerge che 9 aziende B2B su 10, anche se con gradi diversi, hanno già implementato l'IA nelle proprie attività di marketing, contribuendo così a rendere tale strumento un elemento fondamentale nel processo di digitalizzazione (ON24, 2024). Nello specifico dal report emerge come l'87% dei marketer B2B abbia già integrato l'IA nelle proprie strategie e le principali applicazioni che emergono dallo studio di ON24 (2024) sono:

- Creazione dei contenuti. Il 63% dei marketer B2B sfrutta l'IA per la generazione di materiali e messaggi personalizzati in relazione ai diversi segmenti target ai quali si rivolgono (ON24, 2024).
- Segmentazione del pubblico. Il 47% delle aziende utilizza l'IA per perfezionare la targhettizzazione dei consumatori, migliorando la distribuzione dei contenuti e la *lead generation* (ON24, 2024).
- Ottimizzazione dell'esperienza utente. L'88% delle imprese ha affermato di aver notato un miglioramento della *customer experience* dei propri clienti grazie alla customizzazione dei contenuti e delle interazioni (ON24, 2024).
- Analisi e raccolta dati. Il 59% dei marketer utilizza l'IA per la raccolta, l'elaborazione e il monitoraggio degli *insights* relativi alle proprie campagne marketing (ON24, 2024).
- Gestione dei webinar ed eventi virtuali. Il 45% delle aziende adotta l'IA per gestire in maniera efficiente le interazioni e l'organizzazione dei propri eventi digitali (ON24, 2024)

Un altro risultato interessante associato all'implementazione dell'IA riguarda i risultati di business: le aziende che adottano tale strumento dimostrano una capacità 7 volte superiore nel raggiungere i propri obiettivi rispetto a quelle che non lo utilizzano (ON24, 2024).

Figura 2.3: Impatto AI sul raggiungimento degli obiettivi aziendali



Fonte: ON24, 2024, pagina 5

Secondo la figura 2.3, il 64% delle imprese che hanno implementato con successo nelle proprie attività di marketing l'IA ha superato i propri obiettivi, contro il 9% delle aziende che non la utilizzano (ON24, 2024). È evidente quindi che l'adozione dell'IA da parte delle aziende B2B abbia modificato le modalità con cui esse interagiscono con il pubblico e gestiscono le proprie risorse, portando conseguentemente alla registrazione di un incremento delle loro performance aziendali (ON24, 2024).

2.3.2 Social media e Customer experience & service B2B

Come già anticipato, il ruolo affidato alle piattaforme social in ambito aziendale ha subito una vera e propria rivoluzione, passando da meri strumenti di *lead generation* e branding a veri e propri strumenti strategici per la gestione del servizio e dell'esperienza clienti (McKinsey & Company, 2023). Le imprese B2B, una volta individuata questa potenzialità, hanno iniziato a sfruttare questi mezzi al fine di migliorare le proprie

interazioni con i consumatori, offrendo un servizio di qualità superiore e risposte rapide e personalizzate (McKinsey & Company, 2022).

Con riferimento al *customer service*, una delle sfide principali è legata proprio ai tempi di risposta (McKinsey & Company, 2022). Come emerge dal report di McKinsey & Company (2022), con l'aumento del ritmo della vita, i clienti sono portati ad aspettarsi una risposta quasi immediata dalle aziende. Nello specifico, dallo studio in esame emerge come il 40% dei clienti si aspetta una risposta entro un'ora, mentre il 79% entro 24 ore. Nonostante tali aspettative, solo il 50% delle aziende riesce effettivamente ad offrire il proprio supporto entro i tempi sopracitati. Questo disallineamento tra aspettative e tempi di risposta può portare i clienti e percepire l'organizzazione come poco attenta o inefficiente, compromettendo così la fiducia nel brand e danneggiando la reputazione aziendale (McKinsey & Company, 2022). Con riferimento alle aziende B2B, caratterizzate da un ambito di esercizio con cicli lunghi e clienti particolarmente esigenti in merito alle informazioni tecniche dei prodotti, i social media rappresentano un potenziale strumento per coltivare relazioni durature e di fiducia con i consumatori (McKinsey & Company, 2022).

Per facilitare la gestione del servizio clienti, uno strumento utile è l'IA: l'automazione che offre tale mezzo può essere efficacemente sfruttata dalle aziende al fine di sopperire più rapidamente alle domande e alle richieste dei propri clienti (McKinsey & Company, 2023). Nonostante la rapidità della risposta rappresenti di fatto un elemento fondamentale per il miglioramento dell'assistenza clienti, non è il solo: infatti deve essere presa in considerazione anche la qualità dell'interazione, la personalizzazione del messaggio e dell'assistenza cliente erogata tramite social media. Queste attenzioni portano benefici nelle performance aziendali, incrementando del 20-40% la spesa media per cliente (McKinsey & Company, 2022).

Tuttavia, l'uso dei social media per il *customer service* non è privo di difficoltà. Infatti, mantenere uno standard di risposta qualitativamente elevato non sempre risulta semplice, soprattutto in relazione ai brevi tempi di risposta richiesti (McKinsey & Company, 2022). Le principali sfide emergono nel momento in cui si rileva:

- Carenza di personale competente. Per poter offrire un servizio clienti di qualità, sfruttando le piattaforme digitali, è necessario che i dipendenti aziendali sviluppino delle competenze nuove, diverse da quelle associate all'uso dei canali tradizionali. L'aumento dell'interesse verso tali figure ha comportato difficoltà

nella loro individuazione e assunzione da parte delle aziende, che risulta essere di fatto carente nel mondo del mercato del lavoro (McKinsey & Company, 2022).

- Picchi di richieste imprevedibili. Il numero di interazioni registrate tramite le piattaforme digitali varia in relazione a diversi fattori; essi posso generare un quantitativo di richieste difficilmente gestibile dall'azienda. Si pensi per esempio al lancio di un nuovo prodotto oppure agli eventuali problemi tecnici legati ad uno specifico bene offerto. La portata delle richieste aumenterebbe maggiormente se tra i clienti aziendali vi fosse anche un influencer, il quale orienterebbe le masse in tal senso ponendo non poche difficoltà all'azienda (McKinsey & Company, 2022).
- Difficoltà di integrazione con il CRM aziendale. Nel momento in cui l'azienda decide di implementare le piattaforme digitali nelle proprie attività di *customer service,* deve essere pronta ad affrontare eventuali problemi legati all'integrazione di queste con i precedenti strumenti di CRM. Le realtà capaci di gestire adeguatamente l'integrazione dei nuovi mezzi con quelli già presenti in azienda riescono a ottenere una maggiore rapidità e fluidità nell'assistenza clienti. Tuttavia, molte aziende B2B non riescono ad affrontare con successo tale ostacolo, con il risultato di offrire un servizio non all'altezza delle aspettative del proprio pubblico (McKinsey & Company, 2022).

Nonostante gli ostacoli sopracitati, le tecnologie dell'era 4.0 offrono una serie di soluzioni che facilitano le aziende B2B all'adozione di piattaforme social, suggerendo loro delle *best practices* per sfruttare tutti i loro vantaggi. Le potenzialità di automazione e analisi offerte dall'IA giocano un ruolo cruciale nel successo dell'integrazione dei nuovi mezzi digitali (McKinsey & Company, 2022; ON24, 2024). L'utilizzo di chatbot o assistenti virtuali basati sull'Intelligenza Artificiale permetterebbero all'azienda di delegare la risoluzione delle problematiche minori e più comuni, lasciando maggiore libertà al personale di concentrarsi su casistiche di reclamo che richiedano maggiore attenzione (McKinsey & Company, 2022; ON24, 2024). Un'ulteriore applicazione utile dell'IA nell'ambito del *customer service* riguarda la sua capacità di filtrare e selezionare le richieste di assistenza in entrata, indirizzandole direttamente al comparto aziendale di competenza (McKinsey & Company, 2022; ON24, 2024). Oltre alle soluzioni legate all'integrazione dell'Intelligenza Artificiale, una pratica diffusa nell'ambito B2B è la creazione di team specializzati nella gestione dei social media. Grazie a questa scelta l'azienda non solo è in grado di offrire il servizio con continuità e coerenza, ma può anche

monitorare in tempo reale le performance associate all'uso di questi mezzi (McKinsey & Company, 2022).

2.3.3 Omnicanalità e Social Media Marketing

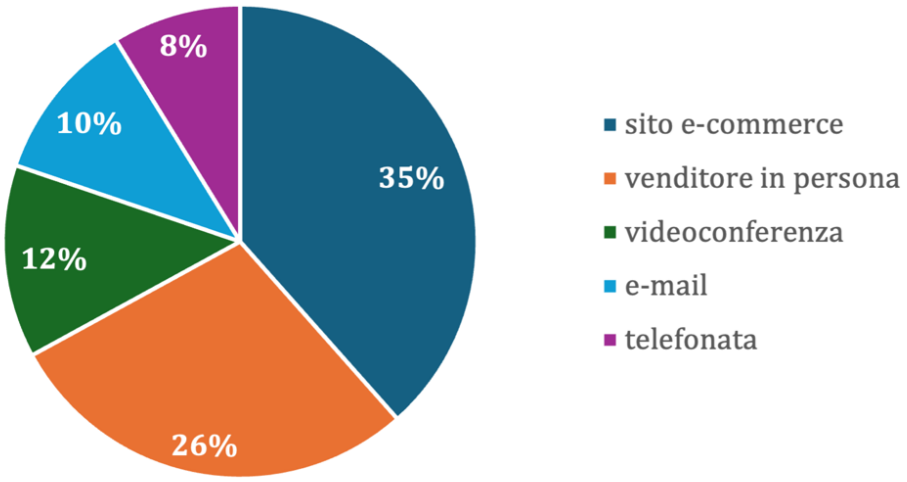
Le caratteristiche dei cicli di vendita e delle relazioni con i clienti aziendali tipiche dell'ottica B2B, hanno fatto in modo di incoraggiare sempre di più l'adozione di strategie omnicanale. Il processo decisionale è relativamente più complesso rispetto a quello gestito in ambito B2C e prevede il coinvolgimento di molteplici stakeholder e *decision maker* che richiedono un'esperienza fluida e continua (Alonso-Garcia et al., 2021; McKinsey & Company, 2023). A differenza del modello tradizionale basato su singole interazioni indipendenti fra l'azienda e il cliente, questo nuovo modello permette di offrire un'esperienza fluida al consumatore e migliorare di conseguenza la sua *customer journey* (Hayes & Kelliher, 2022). Un sistema *omnichannel* per le aziende B2B migliora le performance in termini di quota di mercato (McKinsey & Company, 2023). In questo contesto emerge come i social media svolgano un ruolo di collegamento cruciale con i clienti aziendali: le risposte in tempo reale e la personalizzazione derivante dai dati raccolti tramite questi strumenti sono infatti mezzi fondamentali per mantenere e curare le interazioni e i legami azienda-cliente (Forrester, 2015; McKinsey & Company, 2022; McKinsey & Company, 2023). Inoltre, come già anticipato, il processo decisionale risulta essere lungo e articolato e le piattaforme digitali si rivelano particolarmente utili al fine di accompagnare il consumatore attraverso ogni fase dell'acquisto dall'*awareness* alla decisione finale (Alonso-Garcia et al., 2021; McKinsey & Company, 2023; ON24, 2024). Tuttavia, come sottolineato da Hayes & Kelliher (2022), molte aziende B2B riscontrano difficoltà nel collegare i vari punti di contatto digitali e fisici e garantire quindi la fluidità tipica dell'omnicanalità.

Per implementare con successo una strategia di questo tipo, è cruciale che le aziende affianchino agli strumenti tradizionali, gli strumenti digitali moderni sfruttando al meglio tutte le opportunità offerte dalle tecnologie 4.0. Nel fare ciò si rilevano tre tendenze principali che stanno contribuendo a mutare le dinamiche di mercato delle aziende B2B (McKinsey & Company, 2023):

- Il ruolo sempre più centrale dell'e-commerce B2B. Dalle indagini condotte da McKinsey & Company (2023) emerge come il 35% dei consumatori B2B predilige concludere l'acquisto mediante il sito web dedicato, contro il 26% che preferisce

ancora l'interazione diretta con il venditore. Dalla figura 2.4 inoltre è possibile quantificare le preferenze associate alla conclusione di vendita tramite videoconferenza (12%), e-mail (10%) e telefonata (8%).

Figura 2.4: Preferenze dei canali di acquisto clienti B2B (%)



Fonte: Rielaborazione personale, McKinsey & Company , 2023

È presumibile che il mutamento delle preferenze dei clienti B2B sia associato ai vantaggi connessi ai siti e-commerce, come la presenza di recensioni e la possibilità di confrontare anche più prodotti contemporaneamente.

- La personalizzazione delle strategie. Grazie alla definizione di una strategia flessibile basata su strumenti di IA, le aziende sono in grado di applicare approcci mirati e personalizzati verso il proprio pubblico target (McKinsey & Company, 2023; ON24, 2024).
- Approccio ibrido fra digitale e tradizionale. Nonostante il potenziale associato alle nuove tecnologie digitali presenti sul mercato, è necessario non trascurare gli strumenti tradizionali e l'importanza della cura dell'interazione umana (McKinsey & Company, 2023). Come si legge nel report di McKinsey & Company (2023) infatti, il 57% delle aziende di successo adottano un approccio ibrido che prevede di bilanciare equamente l'automazione e il contatto con il personale, al fine di offrire una *customer experience* unica e massimizzare le interazioni (McKinsey & Company, 2023).

2.3.4 E-mail marketing

Nonostante gli strumenti digitali siano aumentati dando alle imprese nuove opzioni di scelta, uno dei mezzi tradizionali ancora ad oggi ritenuto particolarmente efficacie è quello dell'e-mail (Marigold, 2023; Haan, 2024). Questo canale è utile al fine di abbattere le barriere geografiche, favorendo il contatto tra venditori e acquirenti stranieri, dimostrandosi un potente mezzo di *customer acquisition* (Moffett, Folse e Palmatier, 2021). A conferma della sua ampia diffusione, nel 2024 gli utenti con una casella di posta elettronica attiva risultavano essere 4,48 miliardi e si stima che entro il 2025 questi raggiungano quota 4,59 miliardi (Haan, 2024). Oltre a garantire un'elevata copertura potenziale, l'e-mail marketing si conferma come il canale più efficace per la vendita diretta, superando anche strumenti più recenti come i social media sia in termini di ritorno sull'investimento che di conversione (Marigold, 2023; AMA, 2023; Aufreiter, Boudet, & Weng, 2014).

L'efficacia associata a tale mezzo è ampiamente riconosciuta anche nell'ambito Business-to-Business: l'81% dei marketer B2B dichiara di utilizzare l'e-mail marketing come strumento per connettersi con il proprio pubblico e il 73% di questi lo considera il canale più efficace per raggiungere nuovi potenziali clienti (Haan, 2024). Inoltre, secondo un'indagine condotta da Forbes Advisor (2024), il 77% degli acquirenti B2B indica proprio l'e-mail come modalità di contatto preferita, a conferma del suo ruolo centrale nella comunicazione commerciale B2B. Un altro vantaggio associato all'utilizzo di questo canale è legato alla monitorabilità dei suoi risultati: KPI quali *open rate*, *click through rate*, *conversion rate* e *bounce rate* sono solo alcune delle metriche utili e facilmente misurabili per le campagne promosse tramite questo mezzo (SUNET, 2023; IBM, 2023; Revealtbot, 2023; Caldwell, 2023; Pirraglia et al., 2022; Păvăloaia et al., 2020).

Le performance del canale e-mail rimangono legate alla sua corretta gestione e all'adozione di una serie di *best practice* suggerite anche dall'American Marketing Association (AMA) (2023). Tra le più rilevanti troviamo:

- Mantenere pulita e aggiornata la mailing list. Il controllo e la rimozione periodica degli account mail non attivi o obsoleti permette di ottenere dei valori reali e puntuali in merito al *bounce rate* e al tasso di *delivery* delle campagne (AMA, 2023);
- Concentrarsi sulla qualità e non sulla quantità. Invii troppo frequenti o con contenuti poco rilevanti per il destinatario possono portare a segnalazioni come spam o all'incremento del tasso di disiscrizione. L'AMA (2023) suggerisce di

concentrarsi sulla diffusione di contenuti mirati e di valore, evitando di infastidire l'utente con una frequenza di invio troppo elevata;

- Personalizzazione dei contenuti. Dove possibile è bene adottare delle strategie che permettano di customizzare l'e-mail con semplici accorgimenti, ad esempio includendo il nome del destinatario o riferimenti ad azioni compiute da quest'ultimo (es. inserire un prodotto in carrello senza però procedere al *check-out*) (AMA, 2023);
- Ottimizzare l'interfaccia dell'e-mail al fine di adattarla alla consultazione su dispositivi mobili. Al giorno d'oggi la maggior parte dei contenuti digitali viene vista tramite smartphone e di conseguenza è opportuno garantire che la visualizzazione del contenuto sia leggibile e graficamente coerente anche se consultata su uno schermo ridotto (AMA, 2023).

2.3.5 Social Selling B2B

Negli ultimi anni, i social media hanno trovato numerose applicazioni in ambito aziendale, andando oltre la loro funzione originale legata alla comunicazione e al branding. Nello specifico la loro integrazione nella funzione vendite ha dato origine alla tecnica del *Social Selling*, una strategia di vendita che sfrutta i canali social al fine di identificare e comprendere al meglio i diversi attori del processo di acquisto (Agnihotri et al., 2012; Ancillai et al., 2019; Lacoste, 2016). Inoltre, tramite questo approccio l'azienda riesce a creare un network basato su relazioni durature di natura professionale e personale, tramite il quale condividere contenuti di valore e stimolare al dialogo continuo (Agnihotri et al., 2012; Ancillai et al. ,2019; Lacoste, 2016).

Secondo Terho et al. (2022), questo approccio di vendita è caratterizzato da tre dimensioni:

- Acquisizione di informazione. Come già anticipato, i social media rappresentano delle fonti di informazione utili per la conoscenza di clienti attuali e potenziali (Ancillai et al., 2019). In particolare, tramite le piattaforme digitali, le aziende possono cogliere l'opportunità di sfruttare la strategia di *social listening*: l'analisi delle conversazioni online dei consumatori aventi ad oggetto un prodotto, un servizio o l'azienda in generale, permette alle organizzazioni di anticipare nuove tendenze e rispondere rapidamente ai nuovi bisogni (Sole 24 Ore - Econopoly,

2024; Agnihotri et al., 2012; Andzulis, Panagopoulos, & Rapp, 2012; Lacoste, 2016; Trainor, 2012; Moore et al., 2015; Üstüner & Godes, 2006).

- Connessione con gli stakeholder. Una delle conseguenze dirette dell'uso strategico dei social in ambito aziendale è la creazione di relazioni durature che concorrono a formare un network aziendale con clienti e partner (Ancillai et al., 2019). Per mantenere ed accrescere questo insieme di legami, è importante che l'azienda mantenga costantemente un dialogo bilaterale (Agnihotri et al., 2016; Barney-McNamara et al., 2020), stimolando le interazioni degli attori di interesse (Andzulis et al., 2012; Bocconcelli et al., 2017; Trainor, 2012).
- Coinvolgimento tramite contenuti di valore. I contenuti che l'azienda decide di condividere attraverso le piattaforme social influenzano la percezione dei clienti in merito all'organizzazione stessa e ai prodotti offerti (Ancillai et al., 2019). Tramite la diffusione di valore, le imprese B2B invitano il consumatore a dedicare tempo alla consultazione del post, stimolando le interazioni e gettando delle solide basi per la costruzione di una relazione a lungo termine (Terho, Giovannetti e Cardinali, 2022).

È bene notare come questo approccio di vendita non sia del tutto innovativo: già intorno agli anni 1990 piattaforme come Alibaba avevano adottato questo tipo di strategia con il medesimo obiettivo di coltivare delle durature relazioni azienda-consumatore (Van Alstyne & Parker, 2017).

Tuttavia, l'implementazione del *Social Selling* da parte dell'azienda non sempre risulta semplice. Negli studi condotti da Schmitt et al. (2021) è stato evidenziato come spesso la volontà di adottare questo approccio parta da singoli venditori interni alle realtà e non dal management. Tali resistenze non derivano unicamente dall'azienda, come suggerito da Diba et al (2019); infatti anche gli stessi clienti B2B inizialmente risultavano riluttanti ad accettare modalità di interazione digitale, percepite come meno personali, meno affidabili e poco compatibili con le dinamiche decisionali tradizionali del contesto. I principali elementi di attrito che hanno influenzato negativamente l'adozione di questi mezzi nel processo decisionale riguardavano l'erronea convinzione che le piatteforme social fossero state concepite unicamente per un uso personale (Diba et al., 2019) e lo scarso sostegno da parte dei colleghi del settore rispetto a tali pratiche (Keinänen & Kuivalainen, 2015).

Nonostante ciò, le dinamiche sono cambiate e le interazioni fra impresa e cliente B2B hanno iniziato a dipendente sempre di più dai nuovi mezzi digitali dell'era 4.0 come i social media (Marvasti et al., 2021; Rangarajan et al., 2021). In particolare, con l'aumento

del grado di digitalizzazione, si è assistito alla nascita di una nuova figura caratterizzata dall'uso delle piattaforme social al fine di supportare il proprio processo decisionale: il *social buyer* o 'acquirente sociale' (Grewal et al., 2015). Questo tipo di utente sfrutta il potenziale informativo offerto dai nuovi canali online per raccogliere dati extra in merito al venditore e alla sua offerta, consultando non solo i social media aziendali, ma anche il sito web di riferimento, confrontandoli poi con eventuali fornitori concorrenti (Diba et al., 2019; Rangarajan et al., 2021). Grazie all'implementazione dei social media e in generale dei canali online, il processo decisionale dell'acquirente B2B non solo si riduce a livello di tempiste, ma vede diminuire la necessità della presenza del venditore nelle fasi di preacquisto (Marvasti et al., 2021). Oltre a ciò, le piattaforme digitali permettono di consolidare la relazione venditore-acquirente: i contenuti di valore diffusi dall'azienda non solo contribuiscono ad aumentare la fiducia del consumatore nei suoi confronti, attribuendole validità e competenza (Rose et al., 2021), ma stimolano l'engagement da parte degli acquirenti (Cortez & Dastidar, 2022).

Tuttavia, nonostante i vantaggi bilaterali che i social media concedono all'azienda e all'acquirente, non tutti i clienti B2B scelgono un approccio attivo su questi canali (Lou et al., 2021). Conseguentemente questi utenti non interagiscono con i contenuti, ma si limitano a consumarli traendone semplicemente le informazioni di loro interesse (Lou et al., 2021).

Malgrado l'evidente importanza dei contenuti condivisi tramite i canali social, questi risultano maggiormente apprezzati qualora abbiano ad oggetto servizi o prodotti non critici. Se l'acquirente B2B attribuisce all'acquisto un grado di importanza elevato a livello strategico, questo sarà più propenso a ricercare un contatto diretto con il venditore, per valutarne l'affidabilità e costruire un rapporto di fiducia (Grewal et al., 2015; Peasbrugghe et al., 2022).

2.3.6 Digital Content Marketing nel B2B

Per attuare efficacemente il *Social Selling*, è necessario che l'azienda elabori una strategia di *digital content marketing* (DCM) in grado di attrarre, educare e coinvolgere il pubblico lungo tutta la sua *customer journey* (Rose et al., 2021; Cortez & Dastidar, 2022).

Nel contesto moderno, in cui gli acquirenti B2B sono costantemente esposti a miriadi di informazioni online (Gartner, 2020), la capacità aziendale di proporre contenuti distintivi risulta essere di fondamentale importanza per emergere agli occhi del

cliente (Holliman & Rowley, 2014; Järvinen & Taiminen, 2016; Yaghtin, Safarzadeh e Karimi Zand, 2021). A conferma di ciò, dallo studio condotto da DemandGen (2020), emerge come il 77% dei clienti B2B consumi tre o più contenuti condivisi dalle varie aziende concorrenti prima di procedere con la scelta definitiva del proprio fornitore.

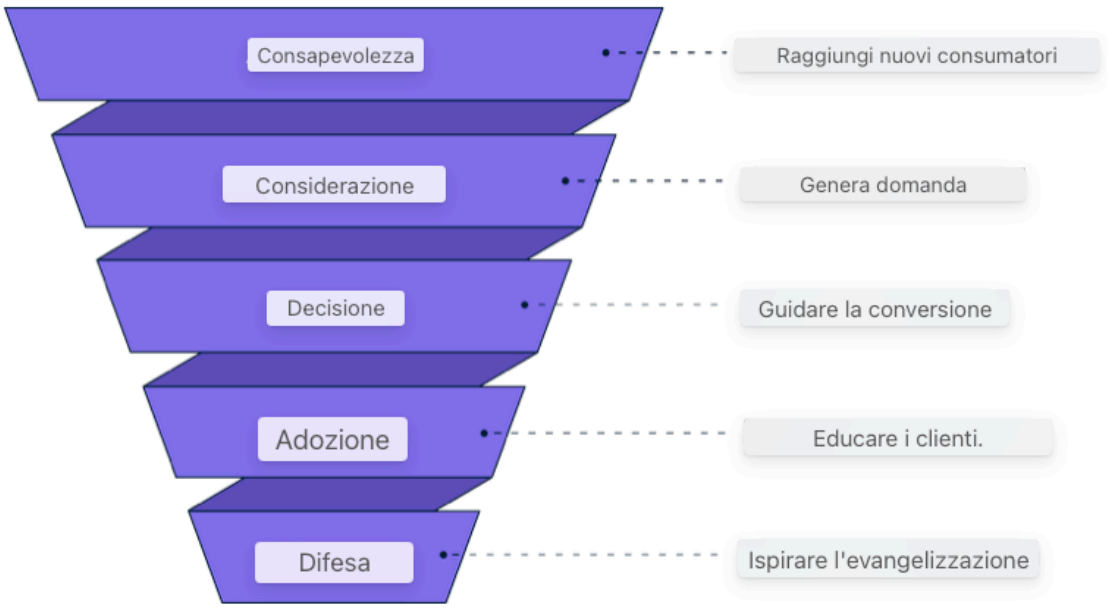
Per riuscire a conquistare il pubblico target, l'organizzazione deve quindi elaborare una strategia di contenuti che ponga al centro il cliente di riferimento, proponendo articoli, *case study* o argomenti che siano percepiti da questo come unici e di valore (Holliman & Rowley, 2014; Järvinen & Taiminen, 2016; Yaghtin, Safarzadeh e Karimi Zand, 2021).

2.3.6.1 *Funnel* di *Digital Content* Marketing e tipologie di contenuti

Le tipologie di contenuti normalmente utilizzate nel contesto B2B sono varie e spesso hanno scopi e metriche di rilievo differenti rispetto ai medesimi materiali diffusi da realtà B2C. In particolare, ciò che guida la strategia di DCM è il target di consumatori a cui si intende mirare e la loro posizione lungo il processo di acquisto (Marketers, 2024).

In relazione alla fase in cui l'acquirente si trova lungo il *funnel,* rappresentato in Figura 2.5, i contenuti proposti dall'azienda devono adattarsi alle esigenze diverse di questo (Zote, 2024).

Figura 2.5: Funnel di Digital Content Marketing



Fonte: Zote, 2024

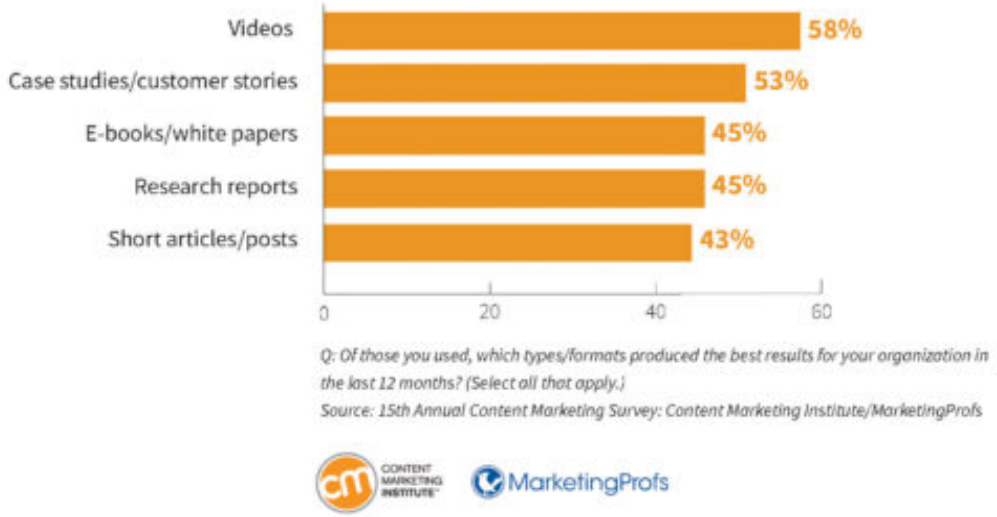
Tipicamente le pubblicazioni B2B riguardano:

- Contenuti educativi. Molto spesso le aziende nei vari canali social integrati nelle proprie strategie condividono articoli, report di settore e webinar formativi. Lo scopo di queste tipologie di contenuti riguarda principalmente la formazione del cliente. Così facendo l'impresa non solo contribuisce a istruire il pubblico, ma esprime in modo efficace il proprio posizionamento e la propria autorità sul mercato (Zote, 2024).
- *Case study*. In questo tipo di pubblicazione l'azienda descrive concretamente come, grazie alle sue soluzioni, riesca a risolvere una problematica che il consumatore spesso tocca o potrebbe toccare con mano. Queste tipologie di contenuti sono molto utili nella fase decisionale del cliente guidandolo nella decisione d'acquisto e portandolo alla conversione (Zote, 2024).
- Testimonianze. L'opinione di soggetti terzi estranei all'azienda è un elemento cruciale nella *customer journey* dei clienti. Come evidenziato da Zote (2024), esse possono essere proposte sia in formato testo che in formato video; tuttavia, quest'ultimo risulta essere maggiormente efficace per trasmettere autenticità alla testimonianza. Questa tipologia di pubblicazioni risulta essere un punto di svolta fondamentale per quei consumatori che si trovano nel limbo tra la fase di decisione e quella di adozione del *funnel* proposto in figura 2.5.
- Video, podcast e tutorial. Il contenuto più performante è sicuramente il formato video e tale affermazione è sostenuta dal 58% dei marketer B2B (CMI, 2024; Zote, 2024). Spesso tali pubblicazioni catturano i consumatori nelle fasi di consapevolezza e di considerazione. Un altro formato che negli ultimi tempi ha registrato delle buone performance è il podcast: contenuti audio creati al fine di promuovere, comunicare e creare una *community* intorno ad un prodotto o ad un brand (Marketers, 2024).
- Blog e articoli di approfondimento. Nel sito web delle realtà è presente, nella maggior parte dei casi, una sezione dedicata al blog aziendale. Quest'ultimo rappresenta uno spazio dedicato alla raccolta e alla pubblicazione di una serie di articoli redatti internamente dall'azienda stessa. In relazione allo scopo associato al post sul blog troveremo articoli più informativi, volti solitamente a catturare il pubblico nella prima fase del *funnel*; ma troveremo anche pubblicazioni molto più tecniche e dettagliate, con *Call To Action* (CTA) esplicite che invitano il lettore, ad esempio, a scaricare il catalogo aziendale (Zote, 2024).

- Infografiche e contenuti visivi. Ideali per guidare i consumatori attraverso la fase della consapevolezza, essi rappresentano un'ottima soluzione per diffondere materiale informativo di facile lettura e comprensione (Zote, 2024).

I contenuti sopracitati non registrano gli stessi livelli di performance e l'andamento di questa dipende dal contesto storico-sociale in cui l'azienda si trova ad operare. In occasione della 15ª *Annual Content Marketing Survey* condotta dal Content Marketing Institute (2024), è stata posta la seguente domanda: *Quali di questi formati/tipi di contenuti hanno prodotti i risultati migliori per la tua organizzazione negli ultimi 12 mesi?*".

Figura 2.6: Tipologie di contenuti più performanti nel B2B



Fonte: Content Marketing Institute, 2024

Dalla figura 2.6 è evidente, come già anticipato, che la tipologia di contenuto che domina la classifica a livello di performance sia il formato video (58%), seguito dalle recensioni e dai *case study* (52%) (CMT, 2024).

Come già anticipato, il momento in cui un contenuto viene proposto al consumatore è strettamente legato al posizionamento di quest'ultimo lungo l'imbuto e per tale ragione solitamente si distinguono tre tipologie di contenuti (Marketers, 2024):

- TOp of the FUnnel (TOFU). In questa prima fase di iniziale conoscenza, l'azienda deve proporre contenuti autorevoli e informativi al fine di educare l'utente sul settore generale di riferimento (Marketers, 2024). Contenuti tipici sono post sui social media, infografiche e articoli sul blog aziendale (Zote, 2024).

- Middle Of the FUnnel (MOFU). Nelle fasi centrali il consumatore, già a conoscenza dell'azienda e delle soluzioni offerte, confronta le varie alternative (Marketers, 2024). I contenuti più performanti in questi momenti sono webinar, guide, video tutorial (Marketers, 2024; Zote, 2024).
- BOttom of the FUnnel (BOFU). Nelle fasi conclusive l'azienda deve proporre dei contenuti utili a rassicurare il consumatore nella sua decisione di acquisto e i contenuti più efficaci a raggiungere tale scopo sono i case study specifici e le testimonianze (Marketers, 2024; Zote, 2024).

2.3.6.2 Strategia di Digital Content Marketing B2B

I traguardi che l'azienda B2B con una strategia di DCM strutturata può aspirare a raggiungere riguardano la costruzione di un rapporto di fiducia con il consumatore, il consolidamento del posizionamento e dell'autorità aziendale e infine l'ottimizzazione della propria collocazione nei motori di ricerca (Marketers, 2024).

Nello specifico, sono tre gli elementi fondamentali individuati dalla letteratura per l'elaborazione di una strategia di *digital content marketing* efficace:

- *Inbound marketing*. Nell'elaborazione di una strategia di contenuto in ottica B2B, la logica sottostante deve essere *pull* e non *push*. In altre parole, l'acquirente non deve essere interrotto da messaggi pubblicitari invasivi, ma deve essere attirato mediante contenuti di interesse utili ai propri fini (Halligan & Shah, 2014). Infatti, come affermato da Barry & Gironda (2018), l'obiettivo primario deve essere quello di farsi trovare dal cliente nel momento del bisogno, piuttosto che interromperlo in momenti casuali della sua navigazione. Questo è confermato anche da quanto riportato nell'articolo *Content Marketing: come creare contenuti che lasciano il segno* di Marketers (2024), nel quale è specificato come il content marketing rappresenti solo una parte, sebbene cruciale, *dell'inbound marketing*.
- Customizzazione. Come anticipato, la costruzione di una tattica efficace di DCM si basa soprattutto sulla proposta di contenuti di valore, ovvero di contenuti che siano in grado di rispondere ai bisogni e alle domande concrete che gli acquirenti hanno in relazione all'offerta aziendale (Taiminen & Ranaweera, 2019; Wang et al., 2019). Le organizzazioni quindi devono essere in grado di riconoscere i dubbi e personalizzare in tal senso i contenuti offerti, facilitate anche dalle tecnologie moderne che grazie all'automazione e all'analisi di grandi quantità di dati riducono

drasticamente i tempi associati a queste operazioni (Järvinen & Taiminen, 2016; ON24, 2024).

- Facilitazione della *customer journey.* La struttura della strategia deve essere pensata al fine di accompagnare gli acquirenti B2B lungo tutto il complesso processo decisionale che li caratterizza. I contenuti proposti dall'azienda devono essere interattivi e di interesse per il consumatore con l'obiettivo di mantenere costantemente la sua attenzione e accompagnarlo fino alla fine della propria *customer journey* (Edelman & Singer, 2015; Holliman & Rowley, 2014). L'obiettivo deve essere quello di elaborare dei contenuti coerenti e legati fra loro, che aiutino ad ottimizzare il processo di acquisto, facilitandolo (Wall & Spinuzzi, 2018).

2.3.7 KPI e Analisi delle performance nel Social Media Marketing B2B

Come risulta chiaro dalla lettura dei precedenti paragrafi, una strategia di social media marketing ben strutturata risulta ad oggi fondamentale anche per le aziende B2B.

Pandey et al. (2020) affermano come le organizzazioni tendano ad affidare ai canali digitali obiettivi ambiziosi, il cui raggiungimento dipende fortemente dalla capacità delle organizzazioni di valutare e ottimizzare le proprie strategie social in relazione alle performance ottenute (Rakshit et al., 2022). Alla luce di ciò, risulta essere imprescindibile per le aziende la costruzione di un sistema di metriche adeguato, in grado di misurare in maniera puntuale l'impatto e i risultati ottenuti dalle attività digitali attuate (Järvinen e Karjaluoto, 2015). Nello specifico le imprese devono cercare di identificare i *Key Performance Indicators* (KPIs) più adeguati rispetto ai propri obiettivi. Come sottolineato da Parmenter (2020), i KPIs rappresentano degli indicatori di performance capaci di comunicare all'azienda quanto l'andamento ottenuto dalle attività sui social stia contribuendo al raggiungimento degli obiettivi strategici (Domínguez et al., 2019). L'importanza della scelta dei KPIs è sottolineata anche da Özcan et al. (2022), che affermano come l'identificazione e l'associazione dei giusti indicatori non porti solamente alla giusta valorizzazione delle attività svolte sulle piattaforme social, ma conceda all'azienda di raccogliere una serie di informazioni utili ai processi decisionali adottanti una logica *data-driven*.

Nel caso in cui gli indicatori di performance non vengano definiti correttamente, o peggio non vengano affatto stabiliti, si genererebbe un divario fra gli obiettivi attribuiti ai vari canali social e l'effettiva esecuzione delle attività aziendali su di essi (Frankenberger

et al., 2013; Geissdoerfer et al., 2017). In altre parole, le aziende non sarebbero in grado di verificare la loro efficacia e di conseguenza non apprezzerebbero il potenziale derivante dall'implementazione di queste piattaforme.

Tuttavia, le aziende B2B incontrano spesso difficoltà nel definire metriche realmente rappresentative del loro andamento sui social media e, in ogni caso, queste risultano poco comprensibili per il top management privo di adeguate competenze digitali (Järvinen e Karjaluoto, 2015).

Come evidenziato da Martelli (2025), si ritiene necessario sottolineare che metriche e KPIs non rappresentano concetti equivalenti, nonostante nella quotidianità vengano spesso usati come termini intercambiabili. Nello specifico, le metriche rappresentano dei dati quantitativi che evidenziano l'andamento di alcune specifiche attività digitali attuate dell'azienda, come il numero di *like*, il tempo medio sul sito o le *impression* generate da un post. I KPIs invece costituiscono un sottoinsieme di queste metriche, selezionato in base alla loro capacitò di misurare il progresso aziendale rispetto agli obiettivi strategici prefissati (Martelli, 2025). In altre parole, tutti i KPIs sono metriche, ma non tutte le metriche sono KPIs: solo quelle capaci di fornire delle informazioni utili a monitorare i progressi aziendali rilevanti meritano di essere considerate tali.

Per la misurazione costante dei propri KPIs, le aziende hanno a disposizione diversi tool come *Sprout Social, Meta Business Suite, Hubspot*, ecc. che consentono di tracciare in tempo reale i risultati misurati dalle varie metriche sulle piattaforme social aziendali (Elevation Marketing, 2023). Di seguito si propone la tabella 2.3 contenente una selezione degli indicatori di performance più comunemente monitorati nell'ambito B2B, con le loro modalità di calcolo e il loro significato.

Tabella 2.3: KPIs comuni in ambito B2B

KPI	DEFINIZIONE
Fonte & mezzo del traffico web	Permette di definire quali canali generano più traffico al sito aziendale tramite l'individuazione: • Della provenienza dei visitatori del sito aziendale (ad esempio siti terzi, social media o motori di ricerca); • Delle modalità, tra organica, a pagamento o *referral*, con cui i visitatori sono stati raggiunti.

Tasso di conversione per canale	Permette di definire la percentuale di visitatori provenienti da un determinato canale (es. social media) che compie l'azione desiderata sul sito, ad esempio concludono l'acquisto o compilano un *form*. Questo indicatore risulta particolarmente utile al fine di quantificare i *lead* qualificati generati.
Engagement rate	Misura il livello di interazione degli utenti con i contenuti condivisi dall'azienda sulle diverse piattaforme social. Esso include nel suo calcolo reazioni, commenti, likes, condivisione e click. In relazione ad esso l'azienda è in grado di identificare i contenuti maggiormente graditi dal pubblico e adeguare di conseguenza le proprie pubblicazioni.
Rendimento della spesa pubblicitaria (ROAS)	Definisce il ritorno economico ottenuti rispetto agli investimenti pubblicitari effettuati su specifici canali digitali. È un indicatore particolarmente importante per individuare le piattaforme che offrono il miglior rapporto costo-beneficio.
Share of voice	Permette di definire quanto il brand venga menzionato nei vari canali social rispetto ai principali competitors. In particolare, questo KPI indentifica anche il tono delle conversazioni nelle quali il marchio viene coinvolto, classificandole come positive, negative o neutre. Esso è utile quindi per valutare la notorietà e la reputazione digitale dell'azienda.
Valore medio dell'acquisto (AOV)	Quantifica la spesa media del cliente per ogni ordine concluso tramite le piattaforme social. È particolarmente utile per definire quali campagne performino meglio al livello di valore delle vendite.
Costo per interazione (CPE)	Definisce quanto costa in media ogni azione compiuta dagli utenti - come il click sul link, il commento, la condivisione, ecc… - in risposta ad un contenuto sponsorizzato. È possibile ottenere tale indicatore dividendo l'investimento complessivo sostenuto dall'azienda per il numero di interazioni ricevute dal contenuto.
Costo per click (CPC)	Quantifica la spesa sostenuta dall'azienda ogni qualvolta l'utente clicca sulla pubblicità online aziendale.
Tasso di risposta alla CTA (CTAR)	Identifica la percentuale di utenti che compiono l'azione suggerita nella *Call To Action* (CTA) aziendale - ad esempio "clicca sul link per saperne di più" o "Contattaci" – rispetto al numero di visualizzazioni dei contenuti presentanti la CTA.
Tasso di *retention*	Quantifica la percentuale di utenti che mantiene un rapporto costante e attivo con l'azienda. Può essere utilizzato per misurare il livello di fidelizzazione e la capacità dell'impresa di costruire relazione di lungo termine grazie alla sua presenza costante sui social.
***Customer Lifetime Value* (CLV)**	Misura l'introito economico totale generato da un cliente nel corso del suo rapporto con l'azienda.
Tasso di *churn*	Indica la percentuale di clienti che terminano la propria relazione con l'azienda. Rappresenta un'unità di misura per la bontà delle azioni digitali poste in essere dalle organizzazioni: minore è tale KPI, migliori saranno le campagne attuate.

N. fan / Crescita fan	Misura la crescita della base utenti interessati alle attività digitali aziendali sui vari social media.
***Click Through Rate* (CTR)**	Indica la percentuale di utenti che in seguito alla visualizzazione di un contenuto digitale, cliccano sul link allegato ad esempio verso una *landing page*, un post o un *form*. È una metrica utilizzabile in diversi canali, ad esempio: - CTR per Page: % di click sul link interno ad una pagina web - CTR per Post: % di click sul link allegato ad un post social
***Cost per Click* (CPC)**	Misura il costo sostenuto dall'azienda ogni qualvolta un utente clicchi su un annuncio sponsorizzato online. È utilizzato al fine di misurare l'efficienza delle campagne a pagamento in quanto consente di confrontare il costo dell'interazione con i risultati generati dalla campagna in generale. Un CPC basso indica una campagna con un buon livello di performance.
N. *lead* generati	Quantifica il numero di contatti qualificati acquisiti dall'azienda attraverso le proprie attività digitali, come campagne social, landing page, form o e-mail marketing. Un utente viene qualificato come lead nel momento in cui mostri un concreto interesse per l'offerta e l'attività aziendale, lasciando i propri dati.
***Cost per Lead* (CPL)**	Misura il costo medio sostenuto dall'azienda per acquisire un singolo lead attraverso le proprie attività digitali. Esso si ottiene dividendo il costo della campagna per il numero di lead generati tramite questa.
***Reach* organica**	Indica il numero di utenti unici che visualizzano un contenuto che non sia soggetto a sponsorizzazioni. Misura quindi la visibilità spontanea dei post sui canali social aziendali; un suo valore elevato indica una base utenti attiva e coinvolta.
***Reach* a pagamento (o da ADV)**	Indica il numero di utenti unici che visualizzano un contento sponsorizzato e viene utilizzato per misurare l'efficacia delle attività a pagamento attuate sulle diverse piattaforme social.
N. *Impression*	Quantifica il numero totale di volte in cui il contenuto è stato visualizzato, indipendentemente dal fatto che questo venga visto più volte dal medesimo utente.
Costo per 1.000 *impression* (CPM)	Misura il costo sostenuto dall'azienda per raggiungere 1.000 visualizzazione di un contenuto sponsorizzato. Si ottiene dividendo il costo totale della campagna per il numero di impression, moltiplicando infine per 1.000.
Traffico al sito	Indica il numero totale di visite registrate dal sito aziendale durante uno specifico arco temporale.
N. utenti unici	Quantifica il numero di utenti che hanno visitato il sito aziendale in un dato periodo, contando una sola volta ciascun internauta indipendentemente dal fatto che questo abbiamo visitato la pagina più volte.
Bounce rate	Misura la percentuale di sessioni in cui un utente visita una sola volta la pagina aziendale ed esce senza compiere alcuna azione o interazione. Un suo valore elevato potrebbe indicare la diffusione di contenuti non rilevanti, problemi di usabilità o scarso coinvolgimento.

N. pagine visitate	Indica il numero medio di pagine aziendali visitate da un utente nel corso di una singola sessione. Un valore elevato di questa metrica indica un buon livello di interesse degli utenti.
Tempo medio di permanenza (sessione)	Quantifica la durata media di una sessione sul sito aziendale, ovvero quanto tempo gli utenti restano attivi nel sito prima di uscire. Più tempo gli internauti trascorrono nel sito, maggiore sarà il loro grado di interesse per i contenuti consultati.
Costo per vendita (CPS)	Misura il costo medio sostenuto dall'azienda per concludere una singola vendita attraverso le attività digitali a pagamento attuate. Si ottiene dividendo l'investimento totale per il numero di vendite generate.
% Delivery	Metrica utilizzata nell'ambito dell'e-mail marketing che misura la percentuale di e-mail recapitate nelle caselle di posta elettronica dei relativi destinatari, rispetto al totale di quelle inviate.
Open rate	Quantifica la percentuale di e-mail inviate dall'azienda ed effettivamente aperte dai destinatari. Un valore elevato indica la diffusione di contenuti interessati e coinvolgenti per gli utenti.
% disiscrizione	Misura la percentuale di utenti che decidono di rimuoversi dalla mailing list aziendale dopo la ricezione di un'e-mail. Un tasso elevato potrebbe indicare la diffusione di contenuti poco rilevanti o invii troppo frequenti.

Fonte: Rielaborazione personale (SUNET, 2023; IBM, 2023; Revealtbot, 2023; Caldwell, 2023; Pirraglia et al., 2022)

Come già anticipato, ciascun KPI è ideato al fine di misurare specifici obiettivi all'interno delle strategie digitali (Özcan et al., 2022). In generale possiamo classificare questi *Key Performance Indicators* in relazione alla loro funzione generale:

- KPI di acquisizione. Tali indicatori sono volti a misurare la capacità aziendale di attrarre nuovi visitatori e potenziali clienti (SUNET, 2023). Nella tabella 2.3, rientrano in tale categoria la fonte e il mezzo del traffico web, il CTR, il CPC, la reach organica e a pagamento, il numero di impression, il CPM, il traffico al sito, il numero di utenti unici e il CTAR (se riferito alla prima interazione).
- KPI di *engagement*. Questi misurano il grado di interazione degli utenti sui social media aziendali (SUNET, 2023). Tra questi troviamo l'*engagement rate*, il CPE, la *share of voice*, il numero di fan, il numero di pagine visitate, il tempo medio di permanenza, l'*open rate*, la percentuale di *delivery* e il *bounce rate*.
- KPI di generazione *lead*. Tali indicatori misurano la capacità dei contenuti e delle azioni digitali dell'azienda di generare l'acquisizione di contatti qualificati (SUNET, 2023). Tra questi vi rientrano il tasso di conversione per canale, il numero di lead

generati, il CPL e il CTAR. Nello specifico quest'ultimo rileva nel momento in cui la CTA di riferimento porti l'utente ad un form o ad una scheda contatti.

- KPI di vendita. Essi sono volti a misurare la redditività delle azioni digitali poste in essere dall'azienda (SUNET, 2023). Tra i KPI contenuti nella tabella 2.3 vi rientrano il ROAS, l'AOV, il CPC e il CPS.
- KPI di *retention*. Tali indicatori misurano la capacità aziendale di fidelizzare i clienti attuali e incentivare i loro comportamenti di riacquisto (SUNET, 2023). Tra gli indicatori sopra elencati vi rientrano il tasso di *retention*, il CLV, il tasso di *churn* e la percentuale di disiscrizione.

3 Metodologia

Il seguente capitolo illustra l'approccio metodologico adottato per lo sviluppo dell'analisi empirica del presente elaborato. Innanzitutto, al paragrafo 3.1, viene descritto l'approccio di ricerca di tipo quantitativo-esplorativo e la logica sottostante all'indagine condotta. Successivamente si presenta la struttura del questionario utilizzato per la rilevazione dei dati, con l'evidenziazione delle principali aree tematiche indagate (paragrafo 3.2). Infine, si delineano le caratteristiche del campione oggetto di studio, introducendo due variabili derivate – generazione e dimensione aziendale – utili alle successive analisi (paragrafo 3.3).

3.1 Approccio di Ricerca

L'approccio di ricerca adottato per questo elaborato è di tipo quantitativo-esplorativo ed ha come obiettivo quello di indagare il livello di maturità digitale delle aziende B2B italiane. In particolare, si indaga cercando un possibile legame fra le caratteristiche strutturali delle aziende comprese nel campione in esame e il loro livello di digitalizzazione, con un particolare focus su quelli che sono i social media esplorati nella revisione della letteratura.

Per la raccolta dei dati necessari ad attuare l'analisi è stato utilizzato un questionario strutturato diffuso nel periodo compreso fra gennaio e marzo 2024, con l'obiettivo di ottenere informazioni standardizzate su un insieme di variabili organizzative e digitali riferite alle imprese rispondenti.

Si ritiene opportuno precisare che i dati analizzati nel presente elaborato provengono da un questionario originariamente somministrato per finalità differenti e non specificamente progettato per la costruzione di un indice di maturità digitale. Di conseguenza, alcune variabili potrebbero non risultare pienamente coerenti con tale obiettivo, condizionando in parte la precisione dell'indice che verrà costruito.

3.1.1 Struttura del questionario

Il questionario utilizzato per la raccolta dei dati è stato progettato e diffuso via e-mail dall'agenzia Marketing Arena e Assica in occasione del progetto "Osservatorio Marketing B2B 2024". L'iniziativa nasce con l'obiettivo di raccogliere una serie di informazioni finalizzate a mappare il livello di maturità delle aziende B2B italiane.

Il questionario si compone di 105 quesiti, suddivisi in sei aree tematiche principali, disposte in maniera logica e progressiva. Le sezioni individuabili sono le seguenti:

- Caratteristiche strutturali dell'impresa. Le variabili comprese in questa sezione riguardano l'anno di fondazione, la dimensione, il fatturato e l'eventuale conduzione famigliare dell'impresa rispondente.
- Demografica. Essa include domande sociodemografiche come l'età, il genere, il titolo di studio, la posizione lavorative e gli anni di esperienza accumulati dal soggetto rispondente.
- Struttura organizzativa del marketing. Questa sezione ha come obiettivo l'eventuale individuazione dei cambiamenti avvenuti all'interno della funzione marketing dell'azienda. In particolare, vengono raccolte informazioni in merito alla creazione di nuove figure, all'aumento degli addetti e l'incremento delle risorse assegnate ad essa.
- Utilizzo degli strumenti digitali di marketing. In questa sezione si definiscono i canali aziendali e le attività di fissazione e gestione del budget di digital marketing.
- Strumenti di misurazione e *analytics*. Concorre a definire i mezzi con cui l'azienda studia il traffico online, monitora l'andamento dei social media e ottimizza i propri siti.
- KPI e marketing strategico. Le informazioni ricavate da questa sezione sono utili ad individuare i KPI suddivisi per area di utilizzo: monitoraggio social media o monitoraggio sito web.
- Branding, comunicazione e valori aziendali. In questa sezione si rileva la coerenza tra l'identità aziendale e le azioni digitali poste in essere dall'impresa. Inoltre, si misura anche il livello di coinvolgimento degli stakeholder e la sensibilità a tematiche ESG[1].
- Orientamento strategico e digitale dell'organizzazione. Le variabili rilevate riguardano la definizione del ruolo svolto dalla direzione nel supportare la trasformazione digitale, tramite la redazione di strategie chiare e condivise.
- Sostenibilità e impatto delle tecnologie digitali. In questa sezione viene misurata la percezione delle tecnologie digitali sui vari aspetti aziendali, quali efficienza, relazioni, sostenibilità e innovazione.

[1] I criteri ESG (Environmental, Social & Governance) vengono utilizzati per valutare l'attenzione di un'azienda in relazione all'impatto ambientale e sociale delle sue attività, oltre alle modalità con cui tali conseguenze vengano gestite internamente da essa.

Le tematiche toccate dal questionario risultano quindi ampie e in linea con l'obiettivo prefissato da Marketing Arena.

La struttura dei quesiti - che prevede un'alternanza di domande chiuse, risposte multiple e scale ordinali – ha generato un dataset finale composto da 105 variabili totali.

Per la visione del questionario si rimanda all'appendice A.

3.1.2 Caratteristiche del campione

Il campione oggetto d'esame è composto da un totale di 163 imprese B2B italiane operati in diversi settori merceologici. A partire dalle informazioni strutturali raccolte nella prima parte del questionario, sono state derivate due variabili utili alla caratterizzazione del campione e allo sviluppo delle analisi successive: la generazione aziendale e la dimensione aziendale.

La prima è stata definita grazie all'informazione relativa all'anno di fondazione delle imprese e ha permesso di suddividere le unità in quattro coorti: start-up (dal 2020 in poi), aziende giovani (2010 – 2019), aziende mature (1990 – 2009) e aziende storiche (prima del 1990). Malgrado questa categorizzazione non corrisponda a una classificazione ufficialmente riconosciuta, è stata elaborata al fine di rendere più chiare le fasi successive dell'analisi, rappresentando in maniera più evidente le eventuali differenze dei livelli di digitalizzazione tra imprese appartenenti a generazioni diverse.

La dimensione aziendale invece è stata elaborata basandosi sull'informazione relativa alla fascia di dipendenti dichiarata dalle imprese facenti parte del campione. Come nel caso precedente, anche per questa variabile derivata le aziende sono state classificate in quattro gruppi: micro, piccole, medie e grandi imprese. Tuttavia, a differenza della prima classificazione attuata arbitrariamente, questa è basata sulla suddivisione proposta da Rizzi (2025).

4 Analisi dei dati

Il seguente capitolo è dedicato all'analisi dei dati raccolti mediante il questionario con un duplice obiettivo: comprendere le caratteristiche strutturale delle aziende componenti il campione e le principali tendenze digitali in ambito B2B che le interessano; costruire un indice di maturità digitale in grado di sintetizzare il livello di digitalizzazione raggiunto da ciascuna azienda partecipante alla ricerca.

4.1 Introduzione all'analisi

L'intera analisi è stata svolta tramite il software R, un linguaggio di programmazione *open-source* sviluppato per effettuare analisi statistiche. Esso rappresenta uno degli strumenti più diffusi per l'analisi dei dati, consentendo di gestire dataset complessi e realizzare procedure avanzate in un unico ambiente di lavoro sfruttando le molteplici funzioni al suo interno.

Prima di procedere con le analisi, il dataset è stato sottoposto ad una fase di *pre-processing* (paragrafo 4.2) volta alla pulizia e ottimizzazione dei dati grezzi. Successivamente si è proceduto con un'analisi esplorativa (paragrafo 4.3) che si compone di due sezioni principali:

- Il primo sottoparagrafo (4.3.1) è dedicato all'analisi univariata descrittiva delle singole variabili;
- La seconda sezione (4.3.2) è volta all'analisi bivariata con l'obiettivo di evidenziare eventuali associazioni tra le variabili.

Successivamente, nel paragrafo 4.4 è stata attuata una *Principal Component Analysis* (PCA) con il duplice obiettivo di ridurre il numero di variabili del dataset e rispondere alla domanda di ricerca Q1a, ovvero individuare le dimensioni teoriche rilevanti per definire la maturità digitale. Tali dimensioni sono state poi impiegate nel paragrafo 4.5 per costruire un indice composito di maturità digitale (quesito Q1b), volto a rappresentare il posizionamento di ciascuna impresa lungo il suo percorso di trasformazione. Grazie alla distribuzione normale dell'indice è stato possibile classificare le aziende in tre fasce di maturità digitale (bassa, media e alta), applicando la regola empirica 68-95-99,7 (Pukelshein, 1994) come descritto al paragrafo 4.5.3.

Il paragrafo 4.5.4 è dedicato alla definizione della risposta all'ultimo quesito di ricerca (Q2): verificare l'eventuale influenza delle variabili strutturali aziendali rispetto al valore dell'indice composito di maturità digitale costruito precedentemente. Tra queste solo

quella relativa alla figura del responsabile di digital marketing è risultata statisticamente significativa, evidenziando una chiara associazione con livelli di maturità più elevati nei casi di aziende in cui questa figura era presente. Al contrario le altre variabili considerate – generazione aziendale, dimensione, settore commerciale e conduzione familiare – non hanno mostrato nessuna relazione rilevante a livello statistico. Infine, nel sottoparagrafo 4.5.4.6 si è verificato se i tre gruppi di aziende individuati tramite la *Cluster Analysis*, effettuata sulla base dei punteggi standardizzati delle 16 componenti principali individuate, corrispondessero effettivamente a profili distinti per livello di maturità digitale. L'analisi ha confermato tale ipotesi, portando alla definizione di tre cluster ben differenziati:

- Il Cluster 1, denominato "*data-driven* operativi", si caratterizza per un livello elevato di maturità digitale;
- Il Cluster 2, definito "tradizionali emergenti", presenta un livello basso di maturità digitale;
- Il Cluster 3, ossia "strutturati in transizione", si posiziona sul livello intermedio di maturità digitale.

Questa corrispondenza tra classificazione statistica e posizionamento teorico conferma la validità dell'indice e la solidità del modello di segmentazione attuato.

4.2 *Pre-processing* dei dati

Prima di procedere con l'analisi è stato effettuato un processo di *pre-processing* al fine di assicurare l'affidabilità e la correttezza dei risultati che si andranno ad illustrare di seguito. L'obiettivo di questa fase è quello di trasformare la base di dati grezzi iniziali, composta da 163 unità e 105 variabili, in un dataset idoneo a sostenere le analisi statistiche necessarie a rispondere alle domande di ricerca prefissate. Le operazioni di *pre-processing* hanno interessato sia le variabili (colonne) che le unità statistiche (righe), portando alla rimozione di alcune di esse e all'armonizzazione di alcune modalità di risposta.

Partendo dal dataset originale, sono state eliminate inizialmente 4 colonne ritenute non rilevanti a fini delle analisi previste. Nello specifico:

- Una colonna conteneva le informazioni temporali relative alla compilazione del questionario;

- Tre colonne contenevano dati sensibili o identificativi dei rispondenti al questionario, richiesti in modo facoltativo qualora fossero stati interessati a ricevere i risultati del report.

Nel corso dell'esplorazione preliminare è emersa una colonna che presentava un elevato numero di valori mancanti, incapace quindi di garantire un'affidabilità statistica sufficiente è stata di conseguenza rimossa dal dataset. Una volta effettuata tale operazione il dataset risulta composto da 100 colonne a fronte delle 105 iniziali.

Successivamente l'analisi del dataset si è spostata sulle righe, individuando subito un'unità statistica priva di ragione sociale. Con la prospettiva di voler aggiungere manualmente una colonna relativa al settore di riferimento delle aziende del campione, si è ritenuto inutile mantenere ai fini di analisi tale impresa. Proseguendo nell'analisi delle righe del dataset, è stata rilevata la presenza di doppie risposte per 6 aziende. La loro presenza è stata evidenziata dai valori identici rilevati in corrispondenza delle varie colonne e si è proceduto quindi all'eliminazione di una delle due copie passando da 163 righe iniziali a 156 finali.

Infine, si è passato all'armonizzazione delle modalità di risposta all'interno del dataset. In particolare, alcune variabili prevedevano risposte libere o categorie contenenti caratteri o formati confondibili dal programma utilizzato per le analisi (R). Per tale motivo si è ritenuto opportuno modificare le modalità mantenendo però il significato originale di queste. Un esempio concreto di tale operazione ha riguardato la correzione delle modalità della variabile relativa alla fascia di dipendenti dell'azienda, in cui la modalità originaria era "0-10 dipendenti", cambiata inseguito in "Da 0 a 10 dipendenti".

Analizzando il dataset fornito si è ritenuto utile integrarlo con un'ulteriore variabile originariamente non rilevata: il settore di attività delle aziende rispondenti, definita attraverso la Partita IVA di ciascuna realtà rientrante nel campione. Dalla P.IVA è stato possibile risalire al codice ATECO e quindi determinare la sezione economica principale di riferimento. Per evitare un'eccessiva frammentazione delle modalità, i codici ATECO sono stati raggruppati in otto macrocategorie settoriali:

- Agroalimentare: include tutte le aziende che operano in una o più fasi della filiera produttiva alimentare, dalla produzione alla trasformazione industriale;
- Commercio: comprende tutte le realtà volte alla distribuzione B2B all'ingrosso;
- Consulenza aziendale: le imprese operanti in questo settore offrono supporto e consulenza professionale e specialistica ad altre aziende;

- Costruzioni: include aziende operanti nel settore edile, impiantistico e nella manutenzione delle infrastrutture;
- ICT: comprende le imprese che si occupano di servizi informatici come lo sviluppo software, web agency, consulenza IT e telecomunicazioni;
- Manifatturiero: rientrano in questo settore tutte le aziende di produzione industriale, non alimentare, come meccanica, moda, arrendamento, chimica ecc.;
- Servizi: include aziende che offrono servizi alle imprese non riconducibili alle altre categorie, come quelli relativi alla formazione;
- Trasporti: comprende tutte le aziende che svolgono attività legate alla logistica e alla movimentazione merci.

La scelta di mantenere una classificazione settoriale così generale si basa sul fatto che una suddivisione troppo dettagliata poteva portare a problematiche di numerosità e di conseguenza a categorie settoriali con un basso numero di osservazioni. In ogni caso la scelta dei settori ha permesso di mantenere le informazioni principali che consentono di identificare il campo di competenza in cui le realtà operano. In seguito a tale procedimento quindi il dataset finale contiene 156 unità e 101 variabili.

Al fine di rendere tale lavoro riproducibile si riporta lo script R completo utilizzato per l'elaborazione statistica dei dati (Allegato C).

4.3 Analisi esplorativa

4.3.1 Analisi univariata

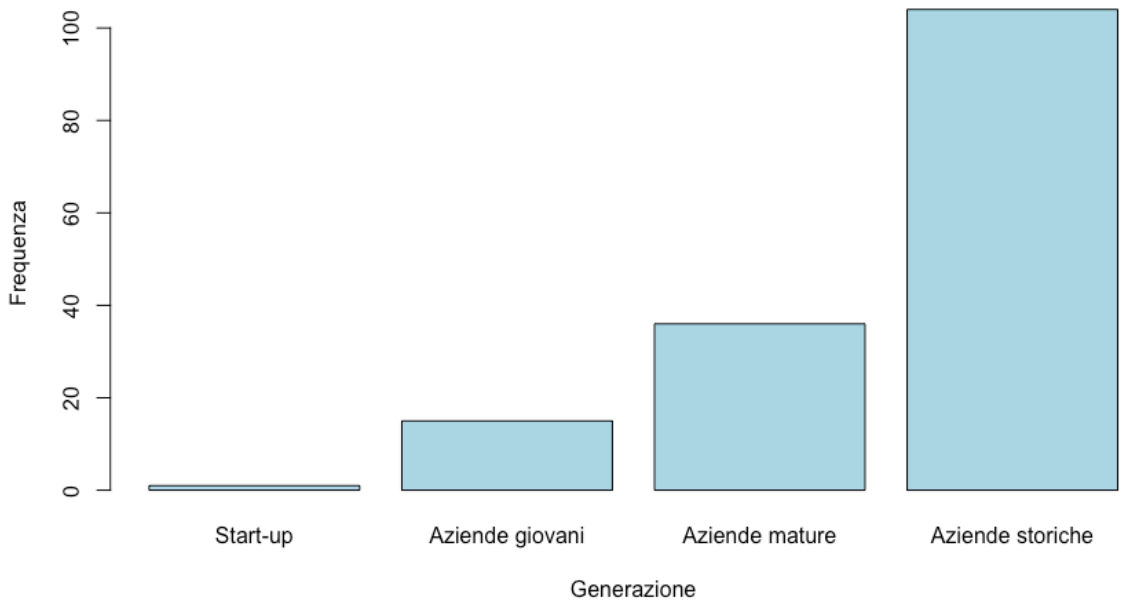
Questa sezione sarà dedicata all'analisi descrittiva delle singole variabili rilevanti nella ricerca, con lo scopo di andare ad osservare la distribuzione e le frequenze principali utili e definire più chiaramente la composizione del campione.

4.3.1.1 Generazione aziendale

La distribuzione del campione relativa alla variabile derivata *Generazione* evidenzia una netta prevalenza di aziende storiche, fondate prima del 1990, che rappresentano più di due terzi dell'intero campione (104 su 156). Seguono per numerosità le aziende mature, fondate fra il 1990 e il 2009, con 36 unità e le aziende giovani (2010 – 2019) con 15. Infine, le start-up, ovvero le imprese fondate dal 2020 in poi, risultano marginalmente rappresentate con una sola impresa presente nel campione. Si precisa che in ragione del fatto che quest'ultima categoria risulta essere scarsamente rappresentata, ogni

considerazione su di essa deve essere interpretata come riferita esclusivamente al singolo caso, senza alcuna pretesa di generalizzazione.

Figura 4.1: Distribuzione della generazione aziendale



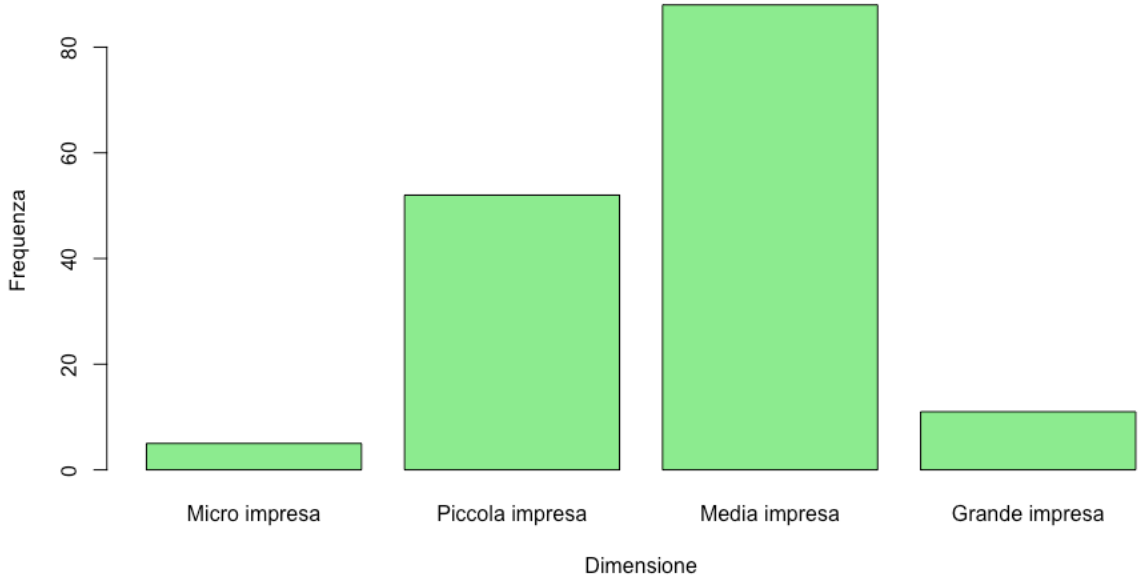
La netta prevalenza delle aziende storiche e mature (140 su 156 unità) suggerisce che il campione è composto da organizzazioni con una vasta esperienza di mercato, probabilmente adottanti modelli di business tradizionali, con maggiore resistenza al cambiamento digitale. Al contrario, risultano scarsamente rappresentate le aziende giovani e le start-up, rappresentate solo da 16 unità su 156.

Nonostante il forte squilibrio evidenziato, la distribuzione generazionale rilevata nel campione riflette la composizione del tessuto imprenditoriale italiano caratterizzato dall'ampia presenza di realtà di lunga durata (Unioncamere, 2023).

4.3.1.2 Dimensione aziendale

I dati relativi alla distribuzione della variabile derivata *Dimensione aziendale* evidenziano come più della metà del campione sia formato da imprese classificate come medie (88 su 156 unità, pari al 56,4%). A seguire troviamo le piccole aziende, con 52 unità (33,3%) e le grandi aziende con una presenza più contenuta (11 unità, 7%). Le microimprese invece sono presenti in misura residuale, contando solo 5 unità su 156, pari al 3,2%.

Figura 4.2: Distribuzione della dimensione aziendale



È bene sottolineare che il campione non riflette pienamente la distribuzione dimensionale tipica del panorama imprenditoriale italiano. All'interno del bacino di imprese in esame il 56,4% è rappresentato da medie imprese, mentre a livello nazionale queste costituiscono solo il 2,2%. Risultano essere sovrarappresentate anche le grandi imprese che, nonostante nel campione risultino essere il 7%, nel contesto italiano sono solamente lo 0,4%. Al contrario, le microimprese rappresentati il 78,9% delle realtà attive in Italia, risultano fortemente sottorappresentate nel campione con una quota marginale del 3,2%. Più equilibrata, ma comunque sovrastimata, è la quota delle piccole imprese: con un 33,3% nel campione è la percentuale che più si avvicina alla loro reale presenza nazionale (18,5%) (ISTAT, 2023).

La discrepanza rilevata tra la distribuzione dimensionale del campione e quella nazionale è verosimilmente attribuibile a due fattori: la modalità di somministrazione del questionario e la natura dell'indagine stessa. L'opzione di diffusione scelta da Marketing Arena prevedeva l'uso esclusivo del canale e-mail, sfruttando probabili mailing list, contatti preesistenti, reti di imprese o stakeholder collegati in qualche modo all'agenzia. Tale scelta ha probabilmente favorito la partecipazione di aziende dotate di una qualche forma di struttura organizzativa interna, che presentavano quindi anche una funzione di marketing e comunicazione ben definita. D'altro canto, l'oggetto dell'indagine riguardante tematiche legate alla digitalizzazione e al marketing strategico, potrebbe non aver

stimolato un interesse forte da parte delle microimprese, magari ancora lontane da tali argomenti e quindi per loro poco rilevanti.

4.3.1.3 Conduzione familiare

Un ulteriore elemento strutturale raccolto dal questionario riguarda la natura familiare dell'azienda, misurato tramite una variabile dicotomica con modalità sì/no. Dall'analisi delle frequenze emerge che il campione è fortemente caratterizzato dalla presenza di imprese a conduzione familiare, che rappresentano il 71,8% (112 su 156 unità), mentre solo il 28,2% afferma di non esserlo.

La forte presenza di *family business* nel campione risulta in linea con la composizione della struttura imprenditoriale italiana. Nello specifico, la popolazione aziendale nazionale risulta essere per il 90% rappresentata da aziende a conduzione familiare (Sole 24 Ore, 2024).

4.3.1.4 Responsabile del digital marketing

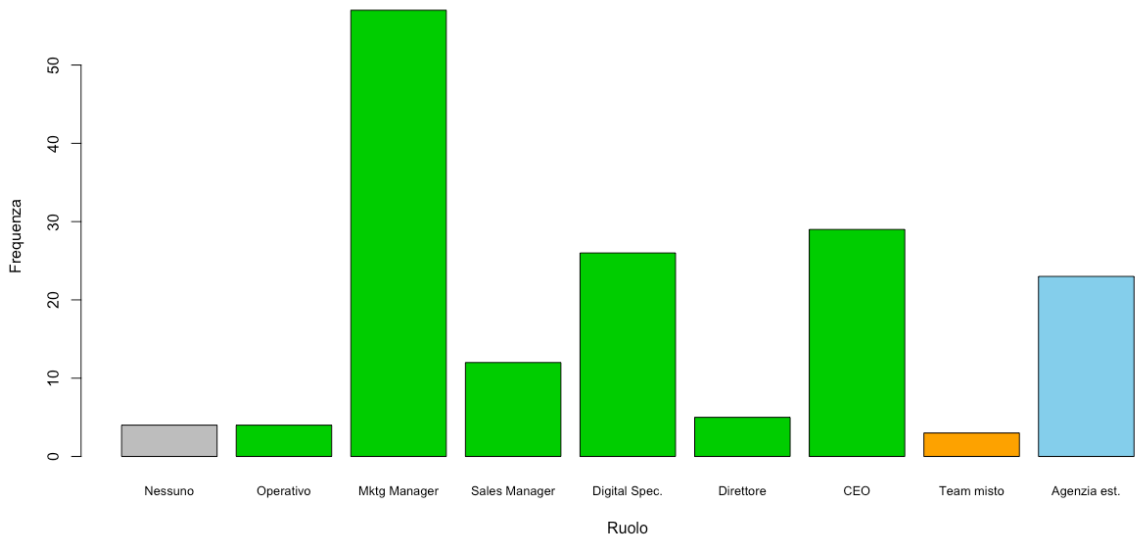
Uno degli item del questionario aveva come scopo l'individuazione della figura professionale a cui è affidata la responsabilità delle attività di digital marketing all'interno dell'azienda. La domanda inizialmente prevedeva quattro modalità di risposta predefinite, ma lasciava la possibilità ai rispondenti di specificare liberamente l'eventuale alternativa nel caso in cui nessuna delle opzioni presentate risultasse adeguata. Dopo una revisione delle risposte aperte raccolte, queste sono state riordinate portando la suddivisione delle risposte in nove modalità. Per una migliore chiarezza dell'analisi si decide di suddividere ulteriormente i dati in quattro macrocategorie, rappresentate in figura 4.3 dai diversi colori associati alle barre. Nello specifico:

- Aziende con gestione interna del digital marketing (colonne verdi). Circa due terzi del campione affida la responsabilità a personale interno all'organizzazione. In particolare, 55 aziende attribuiscono la funzione al marketing manager, 26 organizzazioni lasciano sia il CEO ad occuparsene, 25 imprese incaricano il digital marketing specialist, per 12 realtà è il sales manager ad occuparsi del digital marketing e infine per 5 aziende è lo stesso direttore aziendale ad avere il controllo delle attività digitali. Nonostante i ruoli diversi menzionati, 123 aziende su 156 scelgono di mantenere interna la gestione della funzione in esame.
- Aziende con gestione mista (colonna arancione). In questa ipotesi vi rientrano solo 3 casi del campione, i quali affermano come la gestione della funzione di digital

marketing sia gestita adottando una logica di collaborazione da un team interno ed esterno.

- Aziende con gestione completamente esternalizzata (colonna azzurra). L'affidamento completo ad un'agenzia esterna o ad una figura in *outsourcing* è invece l'opzione adottata da 22 aziende, evidenziando una totale delega delle attività legate al mondo digitale da parte di queste realtà.
- Aziende senza una figura responsabile (colonna grigia). Solo 4 aziende su 156 affermano di non avere nessuna figura responsabile per la funzione di digital marketing. Tale assenza potrebbe essere indice di una carenza di risorse spendibili in tale ambito o la scarsa attenzione al digitale.

Figura 4.3: Distribuzione della figura responsabile del digital marketing

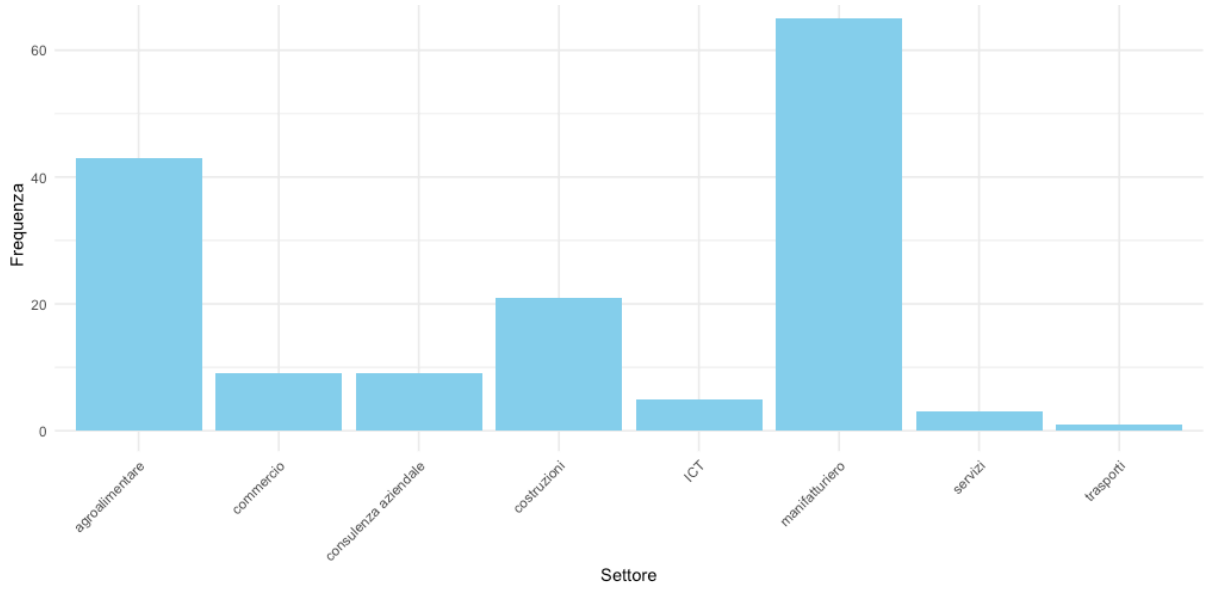


Alla luce della distribuzione delle risposte (figura 4.3) è chiaro come emerga la forte tendenza a mantenere interna la gestione delle attività di digital marketing. Tale scelta potrebbe avere molteplici tesi a favore, come la necessaria e approfondita conoscenza del brand, dei prodotti e del mercato di riferimento per mantenere coerenza e solidità nelle azioni digitali. Tuttavia, si riscontra un livello di eterogeneità mediamente alto tra le varie soluzioni adottate dalle realtà e ciò potrebbe dipendere dalle risorse disponibili, dalle priorità strategiche aziendali e dal livello strutturale delle stesse imprese.

4.3.1.5 Distribuzione dei settori di competenza

Come anticipato nel paragrafo relativo al *pre-processing* dei dati, è stata aggiunta un'ulteriore variabile (X101) utile a caratterizzare e descrivere con maggiore precisione il campione oggetto dell'analisi. Dalla figura 4.4 appare chiara la prevalenza di aziende appartenenti al settore manifatturiero, che rappresentano oltre un terzo dell'intero campione con 65 unità su 156 (41,7%). Seguono per numerosità le imprese appartenenti al settore agroalimentare con 43 unità, pari al 27,6%. Proseguendo troviamo al terzo posto le aziende appartenenti al settore costruzioni, costituenti il 13,5% del campione. Le restati categorie hanno una presenza contenuta, nello specifico il settore del commercio e della consulenza aziendale presentano 9 unità cadauna pari al 5,8%, mentre l'ICT, servizi e trasporti risultano marginalmente rappresentati con rispettivamente 5, 3 e 1 sola azienda.

Figura 4.4: Distribuzione dei settori aziendali

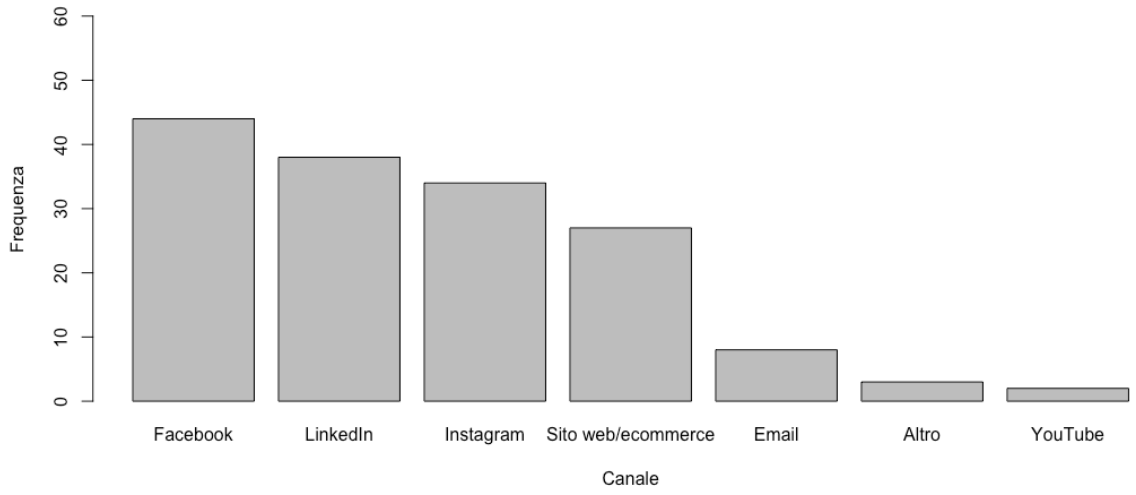


La distribuzione settoriale evidenziata dal campione riflette in parte il comparto imprenditoriale italiano, in cui il settore manifatturiero e agroalimentare rappresentano da sempre due pilastri industriali rilevanti (ISTAT 2025; Unioncamere, 2023). Tuttavia, è bene notare anche come la rappresentatività di alcuni settori, come quello relativo ai servizi, ai trasporti e all'ICT risultino sottorappresentati nel campione. Una delle probabili cause di fondo di tale distorsione potrebbe essere la mailing list utilizzata da Marketing Arena per la somministrazione del questionario.

4.3.1.6 Canale social più utilizzato

Le piattaforme social potenzialmente utilizzabili dalle imprese sono molteplici, ma ciascuna di esse avrà un ruolo più o meno centrale nelle strategie digitali aziendali. Si è ritenuto utile indagare quale tra i canali digitali proposti nel questionato venga considerato principale dalle aziende coinvolte nell'indagine. A partire dai punteggi attribuiti a ciascun social all'interno di una scala di priorità, si è proceduto con la costruzione di una variabile sintetica che potesse evidenziare il canale digitale maggiormente utilizzato dal campione.

Figura 4.5: Canale social più utilizzato



Come mostra la figura 4.5, Facebook risulta essere il canale più frequentemente utilizzato: 44 aziende su 156 l'hanno infatti indicato come principale canale digitale (28,2%). Proseguendo troviamo LinkedIn con il 24,4% delle preferenze (38 su 156), Instagram con il 21,8% (34 su 156) e il sito web o e-commerce risulta prioritario per 27 aziende su 156 (17,3%). Il canale e-mail è stato indicato come principale solo da 8 aziende (5,1%), mentre YouTube e la voce "Altro", indicante altri canali non esplicitati nel questionario, sono state rispettivamente citate solo 2 e 3 volte: risultando quindi marginali nelle strategie digitali delle aziende del campione.

La distribuzione delle preferenze di canale rilevata nel campione riflette in parte quanto riportato nella letteratura. Riprendendo quanto emerso dalla figura 2.1, il canale prioritario per le aziende B2B risulta essere LinkedIn con il 48% delle preferenze, seguito da Facebook (28%) e Instagram (15%) (Dencheva, 2024). Il campione in esame mostra

invece una maggiore eterogeneità nell'uso e nelle preferenze dei canali social, confermando però il ruolo centrale dei canali LinkedIn e Facebook.

Un dato degno di nota riguarda l'assenza del canale Tik Tok tra le piattaforme indicate come principali, nonostante la sua presenza tra le opzioni dell'indagine. Questo risultato suggerisce una certa distanza, almeno per il momento, tra la comunicazione tipica delle aziende B2B e l'utilizzo di social emergenti come Tik Tok. La mancata menzione di questa piattaforma potrebbe derivare dalle sue caratteristiche intrinseche: tono informale, target prevalentemente giovanile e tipologia di contenuti particolare.

4.3.1.7 Attività sui social media: evidenze da scala ordinale

Per inquadrare con maggiore chiarezza le modalità di utilizzo dei social media da parte delle aziende B2B, il questionario ha previsto una serie di item preposti a tale stima. Le variabili prese in considerazione, comprese fra la X16 e la X31, sono state rilevate tramite una serie di scale ordinali a 8 livelli: 1 indica "il meno utilizzato" e 8 indica "il più utilizzato". Queste possono essere raggruppate in due macrocategorie:

- Le variabili dalla X16 alla X23 si riferiscono all'uso dei singoli canali social;
- Le variabili dalla X24 alla X31 misurano i dati relativi alla frequenza dell'attuazione di specifiche attività operative e strategiche legate all'uso delle piattaforme social.

La figura 4.6 rappresenta la distribuzione delle risposte per ciascun item. Con riferimento ai canali digitali, il punteggio medio maggiore pari a 6,40 è associato al sito web/e-commerce (X21), seguito dall'e-mail (X22) con una media di 5,92 e da LinkedIn (X18) con 5,50. Anche Facebook (X17) e Instagram (X19) presentano punteggi medi complessivi superiori al 5. Al contrario Tik Tok si conferma essere nuovamente il canale meno utilizzato in assoluto, con una media di 1,27 e con una variabilità delle risposte particolarmente bassa (deviazione standard pari a 0,93), indicando come la scarsa considerazione di questo canale sia diffusa nell'intero campione.

Si ritiene necessario approfondire il perché della discrepanza tra i risultati presentati nel paragrafo 4.2.1.5 in cui Facebook risultava essere il canale più frequentemente utilizzato. La differenza sta nella modalità di costruzione della variabile derivata "Canale più utilizzato": per ciascuna unità statistica è stato selezionato il canale con il punteggio massimo tra quelli selezionati (Facebook, Instagram, Tik Tok, YouTube, Sito web/e-commerce, LinkedIn, Altro). Al contrario l'analisi attuale considera le medie di utilizzo associate a ciascun canale, di conseguenza Facebook risulta essere spesso al primo posto

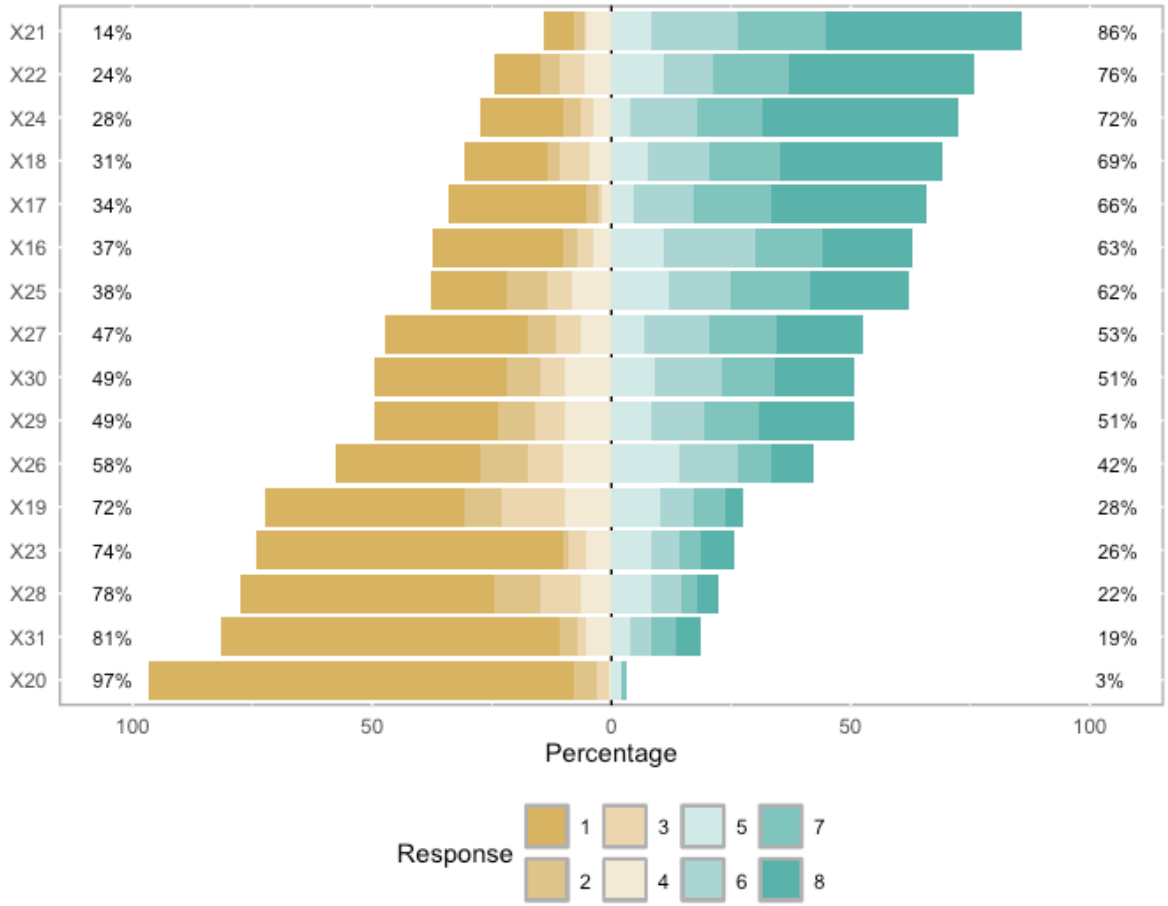
a livello individuale, mentre il sito web/e-commerce è il più utilizzato se consideriamo i punteggi attribuiti dall'intero campione.

Per quanto riguarda le attività di digital marketing attuate dalle imprese del campione, il grafico indica come principali quelle legate alla pianificazione editoriale sui social media (X24) e del sito web (X25) con dei punteggi medi rispettivamente di 5,74 e di 5,00. Queste pratiche suggeriscono quindi una tendenza ad adottare strategie di comunicazione stabili e controllate. Al contrario, risultano meno attuate campagne di ADV display (X28), come i banner pubblicitari su siti terzi che presentano un punteggio medio pari a 2,62. Probabilmente questa evidenza può essere spiegata dalla mancanza di efficacia che queste tipologie di campagne pubblicitarie hanno nei confronti di clienti B2B. Questo risultato è in linea con quanto affermato da McKinsey & Company (2022): le caratteristiche tipiche degli acquirenti delle aziende del campione – razionali, informati e con un ciclo di acquisto lungo e complesso - richiedono approcci comunicativi che prevedano contenuti più specifici e mirati. Di conseguenza è chiaro come le ADV display, caratterizzate da messaggi brevi e generici, non registrino alti livelli di efficacia e che di conseguenza porti le aziende B2B a optare per altre attività digitali più performanti.

Tabella 4.1: Attività social media: media e deviazione standard

Variabile	Media	SD
X16	4.756410	2.6793639
X17	5.166667	2.9377045
X18	5.500000	2.6212531
X19	3.051282	2.2137251
X20	1.269231	0.9527289
X21	6.403846	1.9863367
X22	5.916667	2.3553873
X23	2.628205	2.4209248
X24	5.743590	2.6685064
X25	5.000000	2.5067650
X26	3.775641	2.4245351
X27	4.410256	2.7611867
X28	2.615385	2.1715508
X29	4.455128	2.6937034
X30	4.346154	2.6534308
X31	2.275641	2.2535240

Figura 4.6: Scala ordinale – Attività social media



4.1.1.7 Uso strumenti di *analytics* e ottimizzazione: evidenze da scala ordinale

Nel questionario le variabili comprese nell'intervallo X34 – X38 sono state dedicate alla rilevazione della frequenza con cui le aziende ricorrano a strumenti di analytics e ottimizzazione per curare la propria presenza digitale. Tali item si presentano posti sotto forma di scala ordinale a 5 livelli, in cui il valore 1 corrisponde a "mai" e il valore 5 a "sempre".

Dalla figura 4.7 emerge come l'uso di tali strumenti da parte delle aziende del campione risulti contenuto o comunque non sistematico, con medie di punteggi oscillanti tra 1,65 e 3,15. Tra gli strumenti proposti nel questionario, quelli con un punteggio medio di utilizzo maggiore risultano quelli misuranti il traffico e il comportamento degli utenti sul sito web (X34), con una media di 3,15 su 5. A seguire troviamo i mezzi dedicati alla rilevazione del comportamento degli utenti sui social media aziendali (X35), con una media di 2,59 e gli strumenti volti al monitoraggio delle performance del sito aziendale (X36), con un punteggio di 2,58; infine troviamo quelli preposti al monitoraggio delle performance del

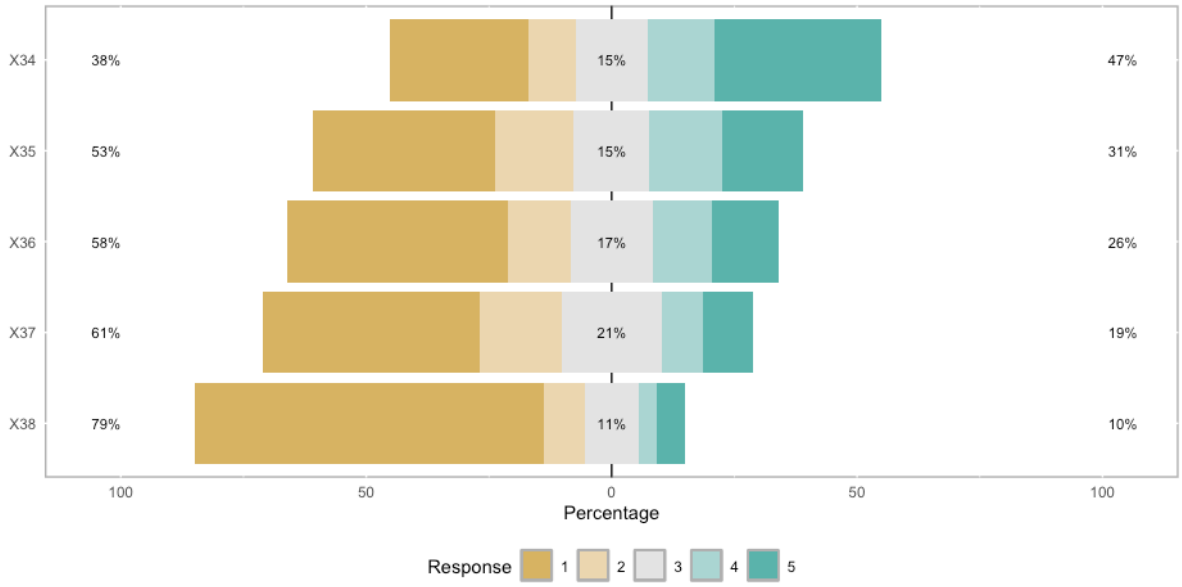
sito aziendale (X36) con una media di 2,36. I meno utilizzati invece sono risultati essere gli strumenti di ottimizzazione del sito (X37) ed eventuali altri strumenti non esplicitamente menzionati nel questionario (X38), con punteggi medi rispettivi di 2,24 e di 1,65. La deviazione standard generale è contenuta e compresa nell'intervallo 1,17 e 1,65 suggerendo una certa concordanza tra le risposte delle aziende che risultano tra loro molto simili.

Il quadro che risulta dall'analisi è coerente con quanto riportato da ISTAT (2025): solo il 20,4% delle PMI italiane utilizza canali e-commerce e appena il 17,8% ha preso parte a corsi di formazione informatica. Considerando che la maggior parte delle aziende del campione appartiene a tale categoria, le percentuali offerte da ISTAT (2025) aiutano a comprendere l'adozione così limitata di strumenti *analytics* e ottimizzazione. I risultati sono ulteriormente confermati da quanto sostenuto da Rizzi (2025), secondo cui molte PMI strutturate e le imprese di grandi dimensioni tendano a limitare l'uso di questi strumenti digitali a causa di ostacoli culturali e organizzativi, comportando un impiego parziale degli strumenti web.

Tabella 4.2: Strumenti di analytics e ottimizzazione: media e deviazioni standard

	Variabile	Media	SD
X34	X34	3.153846	1.646713
X35	X35	2.576923	1.515675
X36	X36	2.365385	1.481440
X37	X37	2.237179	1.363639
X38	X38	1.647436	1.173935

Figura 4.7: Scala ordinale – strumenti di analytics e ottimizzazione



4.1.1.8 KPI di digital marketing: evidenze da scale ordinale

Le attività di marketing digitale svolte dalle aziende sono state rilevante da un insieme di variabili comprese tra la X41 e la X67, che misurano l'importanza attribuita ai diversi KPI digitali menzionati nel questionario. Alle aziende rispondenti è stato chiesto di classificare i vari indicatori di performance sulla base della rilevanza a loro assegnata. A seconda dell'area di utilizzo dei KPI è possibile suddividere gli item in tre sottogruppi:

- Le variabili comprese fra X41 e X50 misurano gli indicatori utilizzati nell'ambito del social media marketing;
- Le variabili comprese fra X51 e X62 riguardano la rilevazione dei KPI relativi alla misurazione delle performance del sito web aziendale;
- Le variabili comprese fra X63 e X67 rilevano i KPI utilizzati per monitorare l'andamento delle attività di e-mail marketing.

Tuttavia, a differenza delle scale ordinale analizzate finora con riferimento ai gruppi di variabili social e web (4.2.1.6 e 4.2.1.7), i KPI appartenenti alle diverse aree di applicazione presentano scale con un numero diverso di livelli:

- Le variabili X41 – X50 presentano una scala ordinale a 10 livelli (1 = il meno importante, 10 = il più importante);
- Le variabili X51 – X62 hanno un numero di livelli pari a 11 (1 = il meno importante, 11 = il più importante);

- Le variabili X63 – X67 prevedono invece 5 livelli (1 = il meno importante, 5 = il più importante).

Per rispettare la struttura originaria del questionario in questa fase dell'analisi si è deciso di mantenere le diverse scale, procedendo all'analisi dei singoli sottogruppi funzionali. Successivamente invece si opterà per una loro armonizzazione al fine di permettere un confronto.

Analisi KPI social media marketing (X41 – X50)

Il primo sottogruppo di variabili relative alla misurazione delle performance esplicitate dal questionario fa riferimento ai KPI associati alla valutazione dell'andamento aziendale sui social media. La figura 4.8 mostra la distribuzione dei punteggi attribuiti a ciascun KPI esplicitato nel questionario. Dalla sua analisi emerge come nessuno degli indicatori proposti nell'indagine venga considerato prioritario rispetto ad un altro dalle aziende intervistate. Il punteggio medio più elevato è associato all'indice rilevante l'*engagement rate* (X42), con un punteggio medio di 5,32, seguito dal KPI relativo al numero di *lead* generati (X45) con un punteggio di 5,06. I valori più bassi invece riguardano la variabile X46 relativa al CPL, con un punteggio medio pari a 3,85 e la variabile X50 misurante il costo per 1000 *impression* con un valore di 4,01.

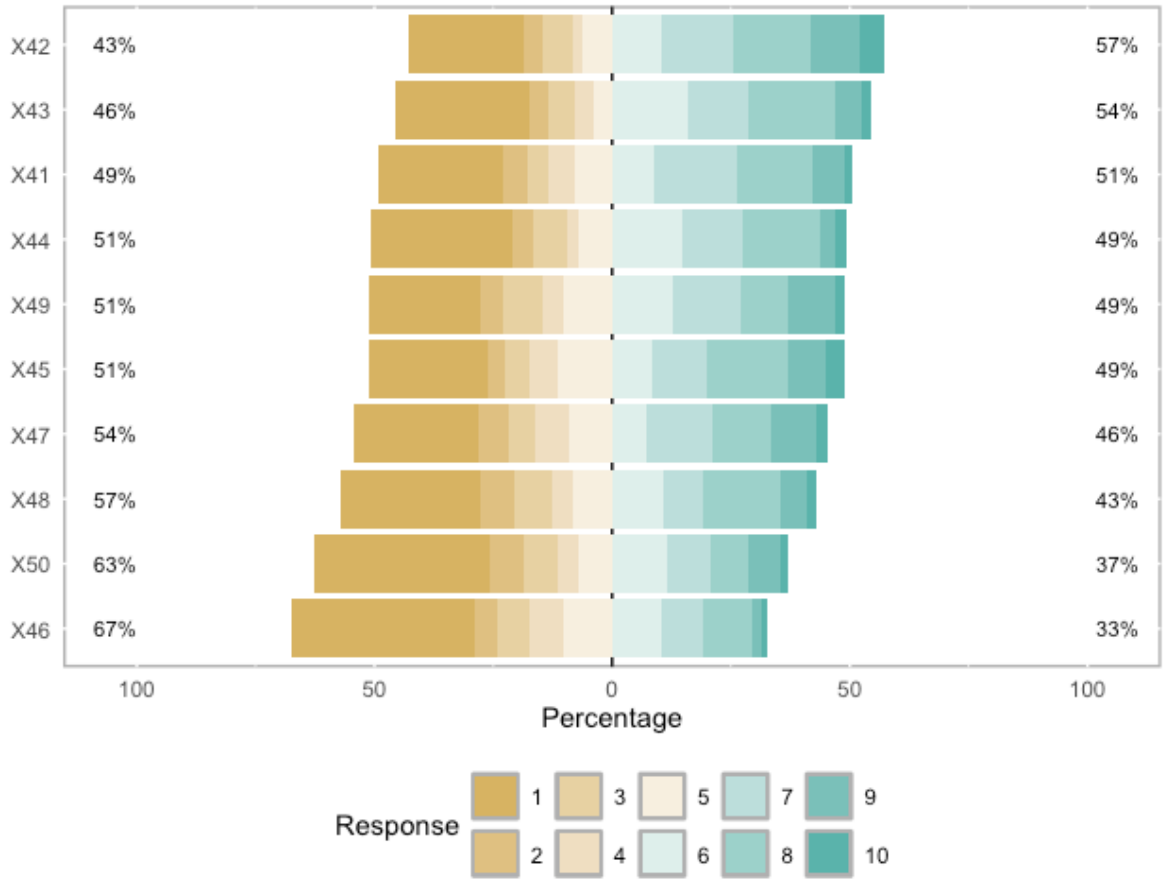
Il fatto che nessun indicatore prevalga in maniera netta rispetto agli altri non indica una scarsa considerazione di questi KPI da parte delle imprese, ma piuttosto riflette il fatto che ciascuna organizzazione attribuisce priorità diverse ai diversi indicatori considerando i propri obiettivi strategici. Verosimilmente aziende orientate ad obiettivi di brand *awareness* daranno più peso all'*engagement rate* o al *reach* organico, mentre imprese con obiettivi di *lead generation* daranno maggior peso al CPL o al numero di *lead* generati.

Tale riflessione è in linea con quanto affermato da Järvinen e Karjaluoto (2015): ogni impresa deve definire le metriche rilevanti in relazione ai propri obiettivi strategici.

Tabella 4.3: KPI SMM: media e deviazione standard

	Variabile	Media	SD
X41	X41	4.916667	2.946750
X42	X42	5.320513	3.092107
X43	X43	4.884615	2.977250
X44	X44	4.660256	2.936965
X45	X45	5.057692	2.992982
X46	X46	3.846154	2.764181
X47	X47	4.801282	3.001978
X48	X48	4.493590	2.965385
X49	X49	4.903846	2.873188
X50	X50	4.012821	2.953374

Figura 4.8: Scala ordinale – KPI SMM



Analisi KPI sito aziendale (X51 – X62)

Il secondo sottogruppo di variabili relative alla misurazione delle performance indagate dal questionario riguarda i KPI associati alla valutazione del sito web aziendale. La scala ordinale utilizzata presenta 11 livelli: il valore 1 indica che l'indicatore è percepito come "il meno importante", mentre 11 corrisponde al "il più importante".

La distribuzione delle risposte è rappresentata dalla figura 4.9. Dalla sua analisi emerge come i KPI ritenuti maggiormente rilevanti perseguano finalità di *engagement* e visibilità online. L'indicatore più rilevante per il campione è il traffico al sito (X51), con un punteggio medio di 6,67; proseguendo troviamo il tempo medio di permanenza sulla pagina web (X55) con una media di 6,01 e il numero di utenti unici (X52) con una valutazione di 5,99.

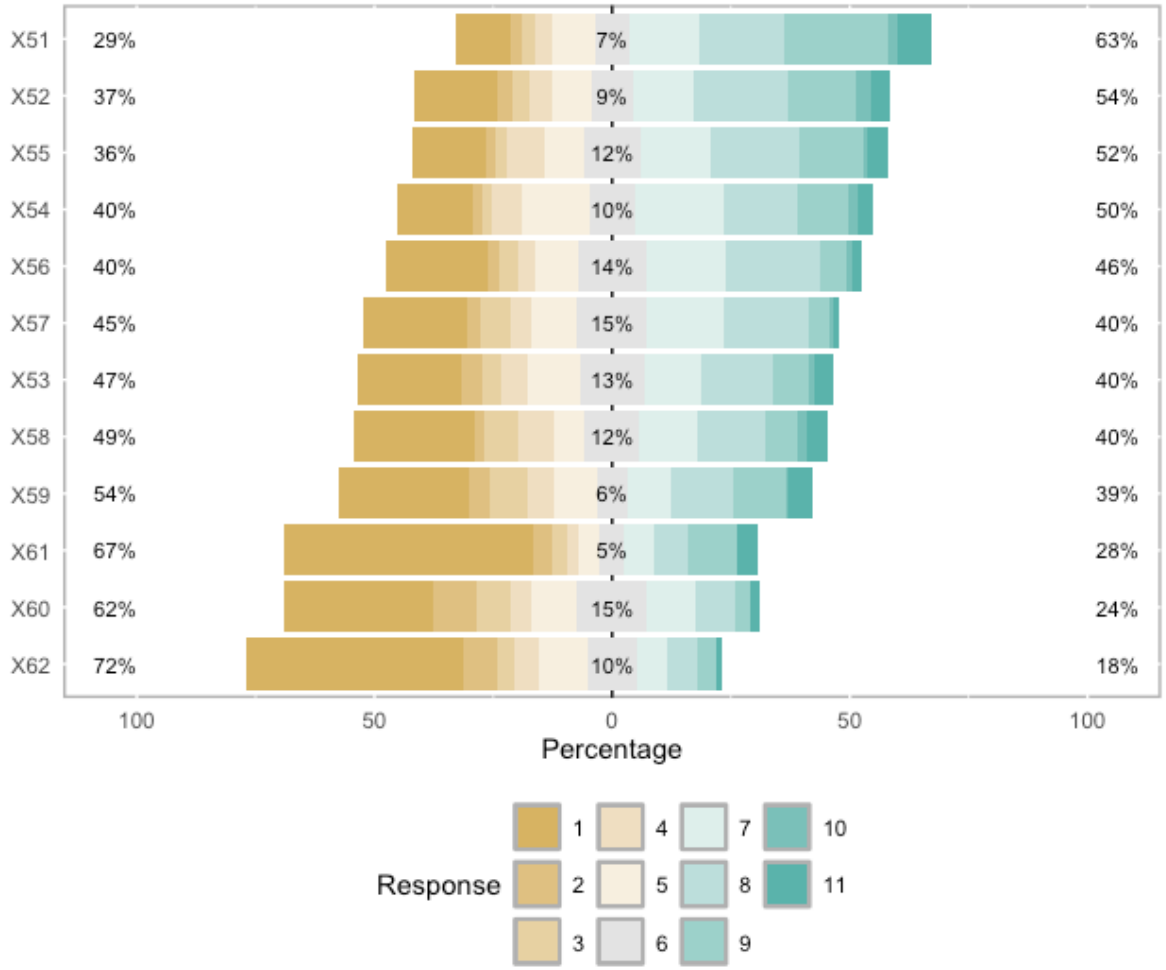
È interessante notare come a differenza dei KPI più rilevanti, che si concentrano su aspetti legati alla visibilità e all'analisi comportamentale degli utenti sul sito aziendale, gli indicatori percepiti come meno importanti dal campione sono quelli relativi ad aspetti commerciali e volti alla misurazione diretta delle performance economiche. Il meno considerato in assoluto risulta essere il CPS (X62), con un punteggio medio di appena 3,49 su 11. A seguire con una media di 3,76 troviamo la percentuale di conversioni delle vendite su e-commerce (X61) e il CPL (X60) associato ad una valutazione generale pari a 4,13. Tuttavia, è bene notare come le deviazioni standard associate ai KPI meno rilevanti siano piuttosto elevate e ciò sottolinea ancora una volta come le pratiche aziendali e l'importanza attribuita ai diversi indicatori adottati varino in relazione agli obiettivi strategici aziendali.

Tale tendenza riflette quanto visto nella revisione della letteratura: le aziende B2B riscontrano difficoltà nella misurazione delle proprie attività digitali e tendono a preferire KPI facili da misurare ed ottenere – come il traffico o le visite al sito web – rispetto a quelli economici, più complessi a livello di ottenimento e di interpretazione (Dwivedi et al., 2021). In aggiunta Rakshit et al. (2022) evidenziano come spesso le PMI tendano a trascurare KPI commerciali come il CPS e il CPL, dando invece maggior peso agli indicatori di visibilità del sito.

Tabella 4.4: KPI sito web: media e deviazione standard

	Variabile	Media	SD
X51	X51	6.666667	2.876677
X52	X52	5.987179	3.028866
X53	X53	5.282051	2.994177
X54	X54	5.852564	2.793551
X55	X55	6.012821	2.855639
X56	X56	5.442308	2.862979
X57	X57	5.173077	2.789759
X58	X58	5.128205	3.126820
X59	X59	4.974359	3.260613
X60	X60	4.134615	2.824059
X61	X61	3.762821	3.413658
X62	X62	3.493590	2.813554

Figura 4.9: Scala ordinale – KPI sito web



Analisi KPI e-mail marketing (X63 – X67)

Il terzo sottogruppo previsto nel questionario per la misurazione del grado di importanza dei KPI proposti al campione fa riferimento agli indicatori relativi alla valutazione delle attività di e-mail marketing attuate dalle aziende.

La distribuzione delle risposte è rappresentata dalla figura 4.10, dalla cui osservazione emerge chiaramente come nessuno degli indicatori emerga in assoluto come prioritario rispetto agli altri. I punteggi medi infatti, si posizionano nell'intervallo 2,61 – 3,04, confermando un'importanza media omogenea attribuita ai vari indicatori proposti. Tra i KPI con un punteggio medio più elevato troviamo:

- L'*open rate* (X64), con un punteggio medio di 3,04;
- Il numero di utenti unici che aprono la mail (X65), con una media di 3,00;
- Il CTR (X66), con un punteggio di 2,88.

Seguono poi gli KPI riguardanti:

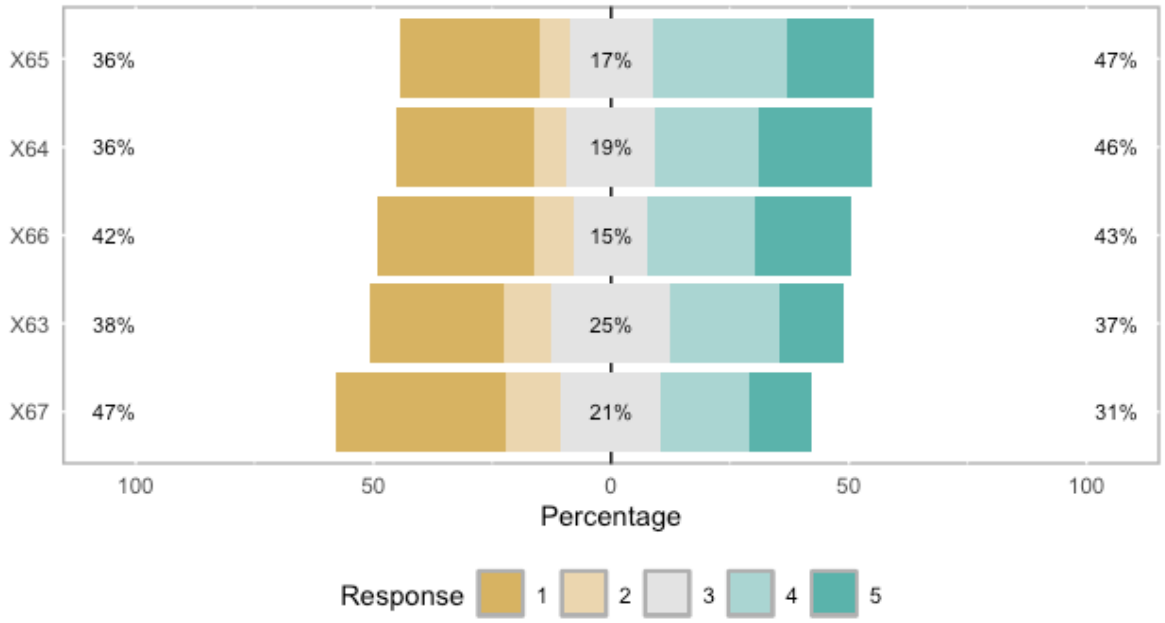
- Il *delivery rate* (X63), con una media di 2,83;
- Il tasso di disiscrizione (X67), con un punteggio di 2,61.

Le deviazioni standard contenute (tra 1,40 e 1,57) associate a ciascuna variabile suggeriscono una certa concordanza tra i giudizi espressi dalle aziende: tutti i KPI menzionati vengono considerati nel complesso rilevanti e complementari tra loro. Il fatto che le aziende del campione attribuiscano ad essi un'importanza omogenea risulta essere in linea con quanto affermato da ON24 (2024), il quale sottolinea come l'e-mail rappresenti un canale chiave per le aziende B2B, specialmente nelle fasi di *nurturing* del cliente.

Tabella 4.5: KPI e-mail marketing: media e deviazione standard

	Variabile	Media	SD
X63	X63	2.833333	1.408881
X64	X64	3.044872	1.550621
X65	X65	3.000000	1.511248
X66	X66	2.884615	1.569720
X67	X67	2.608974	1.452800

Figura 4.10: Scala ordinale – KPI e-mail marketing

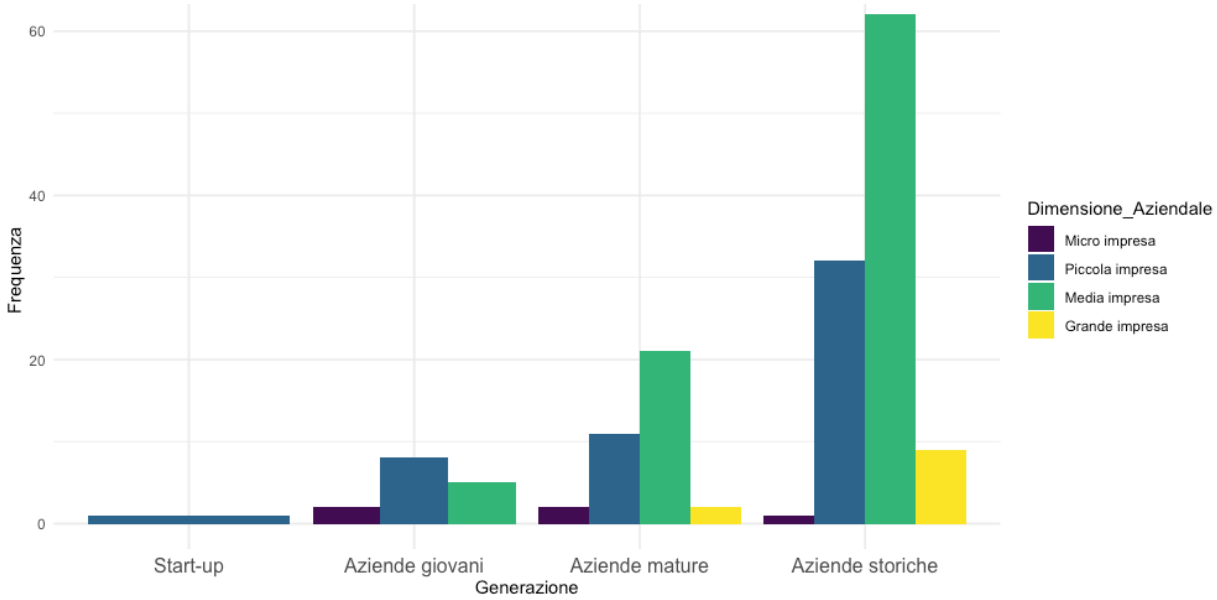


4.3.2 Analisi bivariata

4.3.2.1 Analisi della relazione tra *Generazione ~ Dimensione aziendale*

Al fine di approfondire la relazione tra le caratteristiche strutturali delle aziende esaminate, si è ritenuto utile analizzare l'associazione tra le variabili derivate *Generazione* e *Dimensione Aziendale*. In particolare, l'obiettivo è quello di capire se la dimensione aziendale dipenda, o sia in qualche modo influenzata, dall'anzianità dell'organizzazione stessa.

Figura 4.11: Relazione Generazione ~ Dimensione aziendale



Dalla figura 4.11 emerge già un pattern piuttosto chiaro: all'aumentare dell'anzianità aziendale corrisponde generalmente una dimensione organizzativa maggiore. In particolare:

- Le microimprese (0 – 10 dipendenti) risultano in assoluto la classe dimensionale meno rappresentata a livello campionario. Si rilevano infatti solo 5 casi, 2 rientranti nella generazione delle giovani aziende, 2 in quella delle aziende mature e solo 1 tra le storiche.
- Le piccole aziende (10 – 50 dipendenti) presentano una distribuzione crescente in relazione alla generazione, passando da 1 solo caso tra le start up, 8 per le giovani aziende, 11 tra quelle mature e infine 32 casi tra le imprese classificate come storiche.

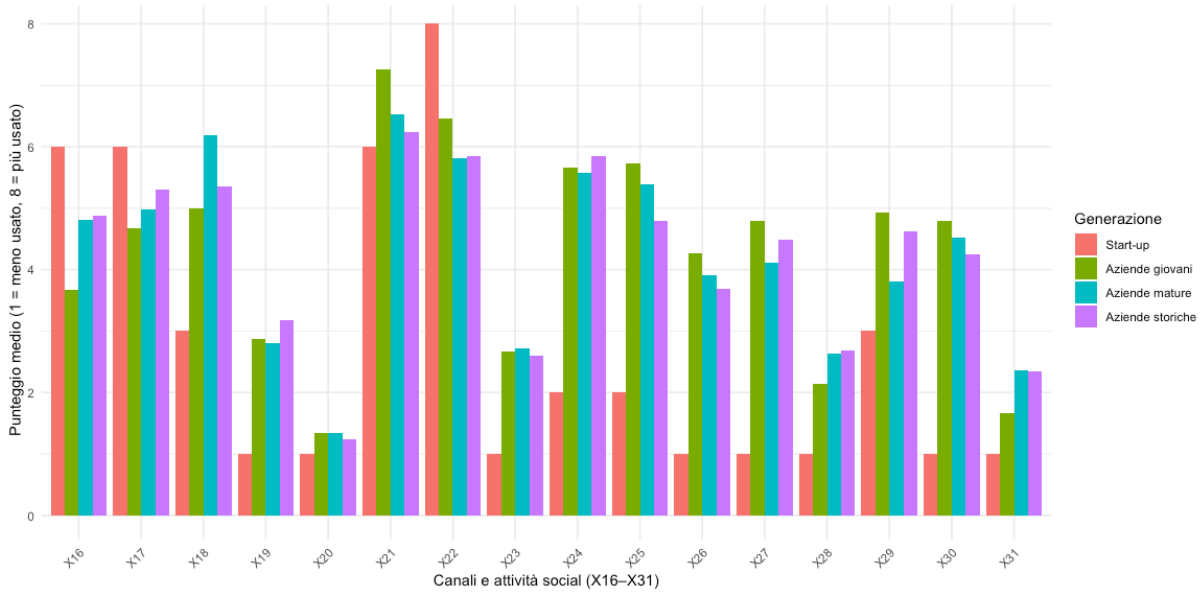
- Le medie imprese (50 – 250 dipendenti) mostrano un andamento simile a quello delle piccole aziende. Queste contano 5 casi tra le giovani aziende, 21 tra quelle mature e 62 per quanto riguarda le storiche.
- Le grandi aziende (>250 dipendenti) compaiono esclusivamente tra le generazioni aziendali più longeve: 2 tra la categoria delle aziende mature e 9 casi per le imprese storiche, confermando il pattern inizialmente individuato.

Dai dati emerge chiaramente come la dimensione aziendale sia strettamente legata alla generazione di appartenenza dell'azienda: si nota infatti come all'aumentare della storicità organizzativa, la probabilità che l'azienda passi a una classe dimensionale più ampia aumenta.

4.3.2.2 Analisi della relazione tra *Generazione ~ Canali e Attività social*

In questa sezione si è proceduto ad analizzare l'associazione tra la variabile derivata *Generazione* e i punteggi medi assegnati alle variabili comprese nell'intervallo X16 – X31, rappresentanti la posizione d'importanza attribuita dalle aziende del campione ai canali e alle attività di digital marketing.

Figura 4.12: Canali e attività social principali per generazione aziendale



Dall'osservazione della figura 4.12 emergono fin da subito chiare differenze nel *ranking* d'importanza assegnato ai canali e alle attività digitali da parte dalle diverse generazioni aziendali. Le start-up, pur essendo rappresentate solo da un'unità, attribuiscono punteggi medi elevati a Facebook (X16), Instagram (X17), sito web (X21) ed e-mail (X22), con

punteggi compresi tra 6 e 8 su una scala a 8 livelli. Le aziende giovani tendono a seguire la stessa tendenza, con medie alte su e-mail, sito web e *advertising* sui social (X27), confermando la loro centralità nelle strategie digitali attuate.

Al contrario, le aziende mature e storiche mostrano un approccio molto più tradizionale prediligendo piattaforme social già consolidate da tempo nel B2B come LinkedIn (X18) e il sito web aziendale. Maggiormente trascurati risultano invece i canali più giovani come Instagram e Facebook, anche se quest'ultimo ottiene comunque medie interessanti superiori al 4,8 in tutte le classi generazionali. Un'altra considerazione interessante può essere fatta con riferimento a Tik Tok (X20) e YouTube (X19): queste piattaforme presentano punteggi bassi indipendentemente dalla generazione di appartenenza delle aziende, probabilmente per le ragioni già evidenziate relative alla tipologia di contenuti richiesti e al target del pubblico non in linea con quello tipico B2B.

Per quanto concerne le attività digitali invece la tendenza è inversa rispetto a quella vista per l'utilizzo dei canali social: le aziende più storiche e mature presentano punteggi medi più elevati rispetto alle imprese più giovani. In particolare, questa differenza si rileva per le variabili X24 e X25 relative alla definizione del piano editoriale social e del sito web e per la variabile X30 relativa alle attività di ottimizzazione del sito web aziendale.

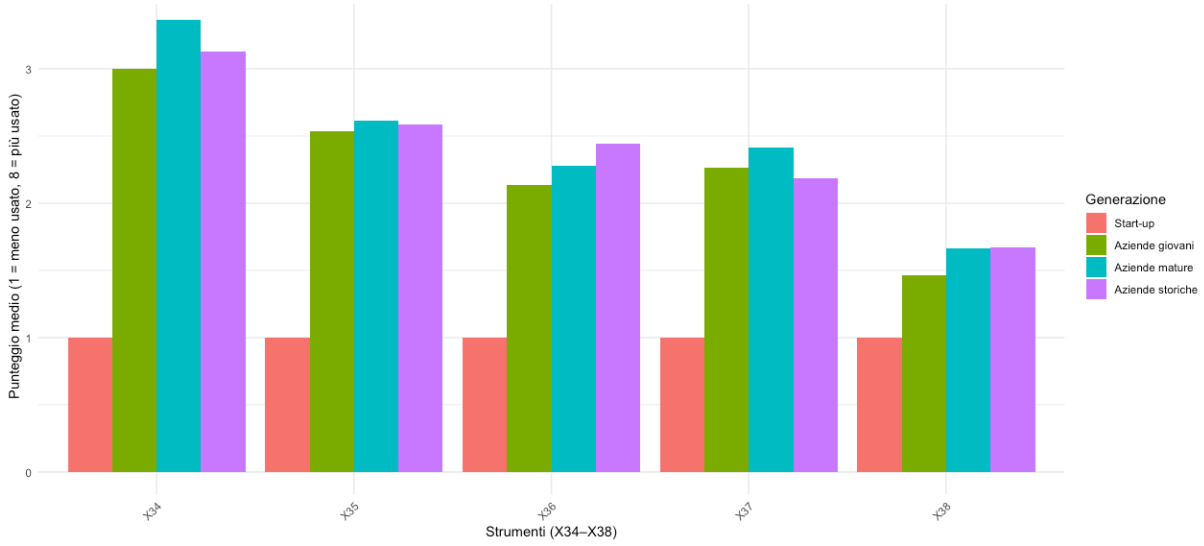
In conclusione, i dati suggeriscono due tendenze opposte in base alla generazione di appartenenza delle aziende. Le imprese più giovani – start up e aziende fondate dopo il 2010 – utilizzano con maggiore frequenza diversi canali digitali, suggerendo un'apertura maggiore ai social media, probabilmente attribuibile anche alla loro maggiore familiarità con essi. Contrariamente, le aziende mature e storiche, nonostante risultino meno attive sulle piattaforme social, attuano con maggiore frequenza attività digital legate all'organizzazione e al coordinamento.

Questa conclusione risulta essere in linea con quanto evidenziato dalla letteratura: le organizzazione più snelle e agili, solitamente rappresentate proprio dalle aziende appartenenti alle coorti più giovani, presentano una maggiore propensione all'adozione di diversi canali digitali; mentre le aziende più consolidate, pur mostrando maggiore resistenza al cambiamento, adottano strategie più pianificate e coerenti con la loro struttura organizzativa (Dwivedi et al., 2021; Järvinen e Karjaluoto, 2015).

4.3.2.3 Analisi della relazione tra *Generazione ~ strumenti di analytics e ottimizzazione*

In questa sezione specifica, anche al fine di completare i risultati emersi dal paragrafo precedente, si indaga sull'utilizzo degli strumenti di *analytics* e ottimizzazione adottati dalle aziende appartenenti alle varie coorti. Le variabili in esame sono comprese nell'intervallo X34 – X38 e misurano l'utilizzo degli strumenti di monitoraggio e miglioramento dei canali web tramite l'utilizzo di una scala ordinale a 5 livelli (1 = il meno utilizzato; 5 = il più utilizzato).

Figura 4.13: Ranking medio degli strumenti di analytics e ottimizzazione per generazione aziendale



La figura 4.13 mostra i punteggi medi assegnati ai vari strumenti dalle quattro generazioni aziendali. La categoria start up di caratterizza per valori medi minimi omogenei, pari a 1, per tutte le variabili in esame suggerendo un uso molto limitato degli strumenti in esame. Tuttavia, è bene ricordare che nel campione analizzato è presente solo un'impresa rientrante in tale generazione e che non è quindi possibile trarre conclusioni generali basandosi unicamente su di essa.

Le restati coorti analizzate invece presentano punteggi compresi tra 2 e 3, segnando una maggiore attenzione alle attività di monitoraggio e ottimizzazione. In particolare, notiamo come vi sia una certa omogeneità tra i punteggi medi osservabili suggerendo che ad eccezione delle start up, tutte le restanti generazioni utilizzino tali strumenti nelle proprie pratiche digitali, anche se non ancora in modo sistematico. In particolare:

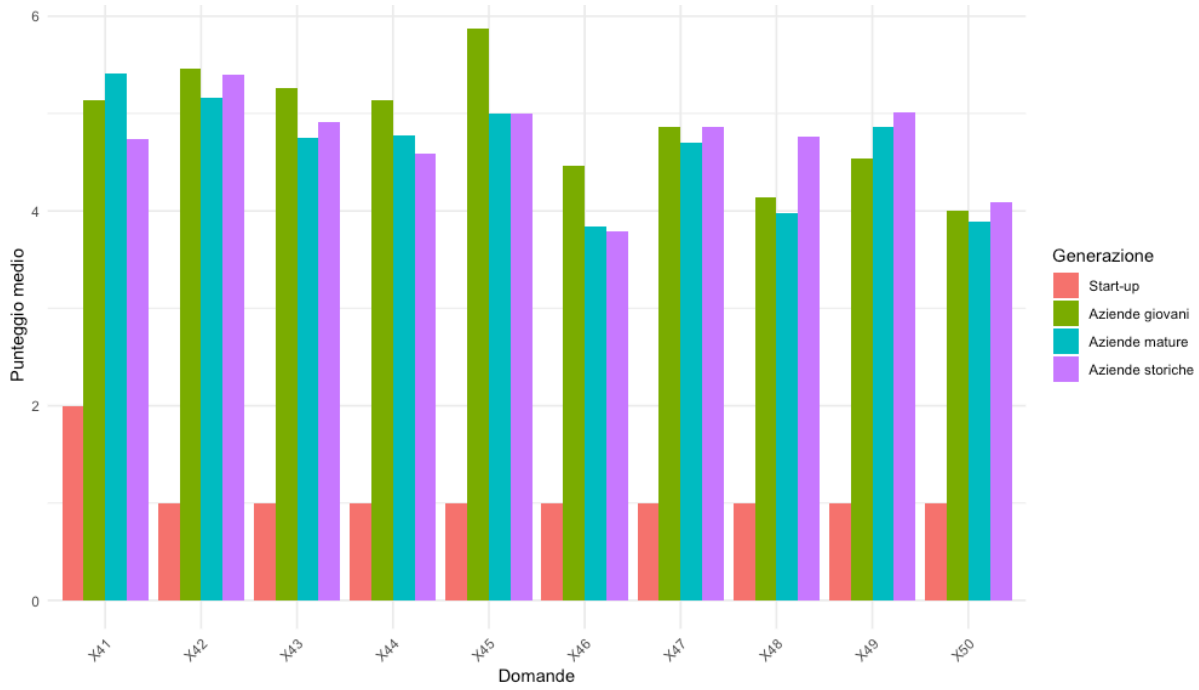
- Lo strumento maggiormente utilizzato risulta quello relativo al traffico e al comportamento degli utenti sul sito aziendale (X34), con un punteggio medio per le aziende mature pari a 3,36;
- Seguono gli strumenti volti al monitoraggio del comportamento utenti sui social (X35) e di performance del sito web aziendale (X36), con punteggi compresi nell'intervallo 2,1 e 2,6.
- Gli strumenti relativi all'ottimizzazione sito (X37) e quelli non direttamente esplicitati dal questionario registrano i punteggi medi più bassi, soprattutto dalle coorti di aziende più giovani.

In generale risulta quindi che le aziende più mature siano maggiormente interessate all'uso di strumenti digitali di monitoraggio e ottimizzazione rispetto alle imprese più giovani, ma nel complesso si evidenzia un utilizzo non sistematico di questi. Il risultato appare in linea con quanto affermato da Agnihotri et al. (2023): l'utilizzo di strumenti di *analytics* o di ottimizzazione è spesso limitato nelle aziende B2B a causa anche della mancanza di esperienza nella misurazione delle performance attraverso questi mezzi.

4.3.2.4 Analisi relazione tra Generazione ~ KPI social media marketing

Proseguendo nell'analisi si è deciso di indagare sulla relazione tra la variabile *Generazione* e la scelta di utilizzo dei KPI associati alle attività di social media marketing (X41 – X50). La figura 4.14 mostra l'utilizzo medio di ogni coorte rispetto agli indicatori di performance proposti nel questionario.

Figura 4.14: Ranking medio dei KPI SMM per generazione aziendale



Pur sempre considerando la scarsa rappresentanza delle start up all'interno del campione, dalla figura emerge come questa categoria assegni un punteggio molto basso in generale a tutti i KPI volti alla misurazione delle performance dei canali social utilizzati, sottolineando la scarsa propensione alla valutazione dei risultati ottenuti in relazione al raggiungimento degli obiettivi strategici prefissati in ambito digital. Tuttavia, non è possibile generalizzare tale conclusione in quanto basata sul comportamento affermato da una singola azienda. Con riferimento invece alle altre coorti si osserva una considerazione elevata in generale per tutti KPI del gruppo in esame.

Le aziende giovani tendono ad attribuire maggiore importanza ad un'ampia gamma di indicatori legati alla crescita della visibilità e dell'*awareness*. Tra quelli più apprezzati troviamo il numero di *lead* generati (X45, media 5,87), l'*engagement rate* (X42, media 5,47), il CTR per i post con link (X43, media 5,27), il numero di fan (X41, media 5,13) e il CPC (X44, media 5,13). La tipologia di KPI indicati come prioritari da questa coorte aziendale riflettono una strategia volta al raggiungimento di obiettivi di notorietà del brand e di qualificazione di contatti, tipica di realtà piccole in fase di espansione.

Le aziende mature tendono ad attribuire una maggiore importanza ai KPI relativi al numero di fan (X41, media 5,42), *l'engagement rate* (X42, media 5,17), il numero di *lead* generati (X45, media 5,00) e il numero di *impression* (X49, media 4,86). Anche il CTR (X43, media 4,75) e il CPC (X44, media 4,78) ricevono un punteggio alto, anche se leggermente

inferiore rispetto ai KPI appena visti. Al contrario notiamo come gli indicatori di performance legati ad aspetti economici come il CPL (X46, media 3,83) e il CPM (X50, media 3,89) rispecchino la tendenza rilevata nella coorte delle aziende mature: l'importanza attribuita ai KPI misuranti visibilità e coinvolgimento risulta nettamente superiore rispetto a quella riservata agli indicatori misurati aspetti prettamente economici e tecnici.

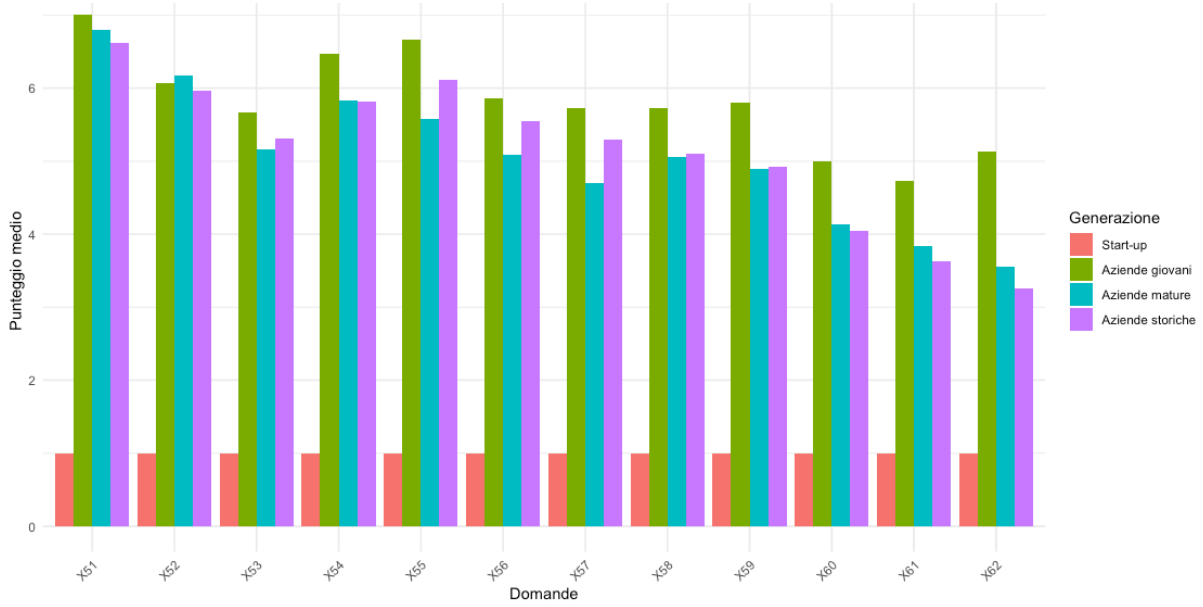
Infine, per le aziende storiche i KPI più importanti sono l'e*ngagement rate* (X42, media 5,39), il numero di *impression* (X49, media 5,01) e il numero di lead generati (X45, media 5,00). Seguono poi gli indicatori relativi alla *reach* organica (X47, media 4,87) e il numero di fan (X41, media 4,74). Anche in questa coorte si conferma la tendenza a prediligere i KPI relativi alla visibilità e al coinvolgimento sui social degli utenti, mettendo in secondo piano KPI quali CPL (X46, media 3,79), il CPM (X50, media 4,09), e la *reach* delle attività sponsorizzate (X48, media 4,76), legati ad aspetti economici.

In sintesi, dall'analisi emerge un pattern condiviso tra le coorti aziendali: l'importanza maggiore è riservata ai KPI legati ad aspetti di visibilità, coinvolgimento utenti e generazione di *lead,* mentre una minore attenzione è attribuita agli indicatori economici come CPL, CPM e la *reach* delle attività sponsorizzate (X48). Tale orientamento è coerente con le osservazioni di Dwivedi et al. (2021) e Rakshit et al. (2022): le aziende tendono a monitorare KPI facili da misurare solitamente già forniti dalle piattaforme di riferimento in una sezione apposita, trascurando quelli economici più macchinosi e complessi.

4.3.2.5 Analisi relazione Generazione ~ KPI sito web

Proseguendo nell'analisi della relazione tra la variabile derivata Generazione e le varie tipologie di KPI citati dal questionario, questa sezione in particolare avrà come riferimento gli indicatori di performance relativi al sito web aziendale (X51 – X62).

Figura 4.15: Ranking medio dei KPI sito web per generazione aziendale



La figura 4.15 mostra la distribuzione dei punteggi medi per ciascun KPI attribuito da ciascuna coorte aziendale. Per le ragioni viste in precedenza, non si procederà a trarre conclusioni generali in merito alla categoria start-up.

Per quanto riguarda le aziende giovani osserviamo un'importanza elevata attribuita a tutti i KPI in esame: in particolare risaltano quelli relativi al traffico al sito (X51, media 7,00), al numero di pagine visitate (X54, media 6,47), al tempo medio di permanenza (X55, media 6,67), alla percentuale di conversione dei *lead* (X59, media 5,80) e ai *lead* generati (X58, media 5,73). A differenza di quanto osservato con riferimento ai KPI relativi alle attività di social media marketing, le giovani aziende tendono a dare importanza anche a indicatori di performance del sito web aventi natura economica, come il CPC (X57, media 5,73) e il CPS (X62, media 5,13). Rispetto quindi all'approccio di valutazione adottato nel SMM, quello applicato a livello di gestione e monitoraggio del sito web risulta più completo.

Le aziende mature mostrano un comportamento coerente con quello osservato nel paragrafo precedente, dando maggiore rilievo agli indicatori relativi alla visibilità e al comportamento degli utenti sul sito come il traffico al sito (X51, media 6,81), il numero di utenti unici (X52, media 6,17), e il numero di pagine visitate (X54, media 5,83). In linea con quanto osservato per i KPI SMM, anche in questo caso gli indicatori legati ai costi e alle conversioni sono messi in secondo piano (CPL - X60, media 4,14; la percentuale di

conversione vendita - X61, media 3,83; CPS - X62, media 3,56), suggerendo quindi strategie focalizzate sull'accrescimento dell'*awareness*.

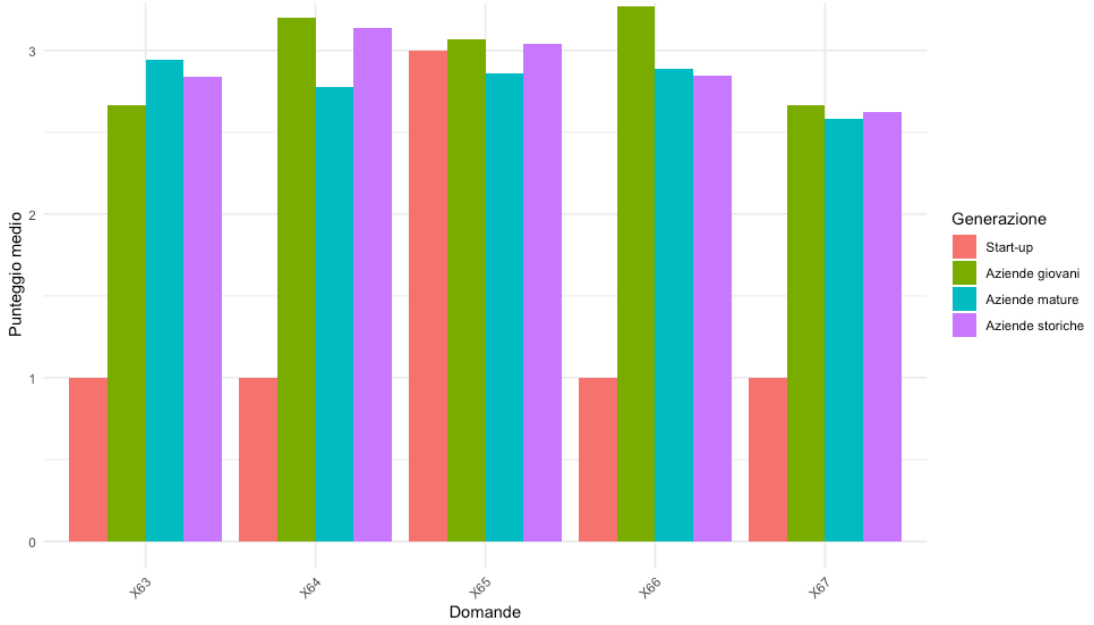
Infine, le aziende storiche presentano una tendenza simile a quella osservata per la categoria delle imprese mature, attribuendo anche delle valutazioni di importanza superiore per alcuni KPI. Nello specifico, i punteggi più alti per questa coorte si osservano in corrispondenza degli indicatori relativi al tempo medio di permanenza (X55, media 6,12), al CTR (X56, media 5,55), al CPC (X57, media 5,30) e ai *lead* generati (X58, media 5,11). Tuttavia, come per i KPI relativi alle attività di SMM e come osservato nelle aziende mature, gli indicatori economici ricevono un peso inferiore rispetto a quelli legati ad aspetti di awareness.

In sintesi, il confronto tra la generazione aziendale e le valutazioni di importanza attribuite ai KPI relativi al sito web conferma una tendenza in linea con quella osservata per gli indicatori di social media marketing: tutte le imprese tendono a dare maggiore priorità ai KPI legati alla visibilità online e al comportamento degli utenti, ma solo la coorte delle aziende giovani mostra un'attenzione significativa per gli indicatori economici e di conversione. Questa differenza evidenzia un approccio strategico più completo da parte delle nuove aziende, che affiancano agli indicatori di *awareness* e comportamento utenti anche metriche orientate alla valutazione dell'efficienza e del ritorno economico delle attività digitali attuate. Tale conclusione è coerente con quanto affermato da Terho et al. (2022), secondo cui l'adozione di KPI economici è più diffusa tra le imprese che hanno già interiorizzato un approccio orientato al marketing digitale strategico, spesso coincidenti con le aziende più giovani o *digital native*.

4.3.2.6 Analisi relazione Generazione ~ KPI e-mail marketing

La figura 4.16 mostra la distribuzione dei punteggi medi assegnati ai principali KPI di e-mail marketing dalle aziende del campione, suddivise nelle quattro coorti generazionali. Le variabili X63–X67 misurano l'importanza attribuita, su scala ordinale a 5 livelli, ai diversi indicatori di performance legati alle campagne e-mail attuate dalle aziende B2B.

Figura 4.16: Ranking medio dei KPI e-mail per generazione aziendale



Concentrando l'attenzione sulle tre coorti relative alle aziende giovani, mature e storiche si nota una certa omogeneità nei punteggi medi: generalmente si riscontrano valutazioni comprese nell'intervallo 2,58 – 3,27. In particolare, le variabili relative all' *open rate* (X64) e al CTR (X66) sono considerate prioritarie per tutte le generazioni aziendali, ma in modo particolare da quella giovane nella quale raggiunge i punteggi medi maggiori (rispettivamente 3,20 e 3,26). Al contrario, la percentuale di disiscrizione (X67) risulta il KPI meno valorizzato all'interno del gruppo considerato, nonostante la letteratura lo suggerisca come indicatore utile a valutare la qualità della *mailing list* adottata e la pertinenza dei contenuti condivisi (AMA, 2023). Questo dato potrebbe riflettere alcune caratteristiche tipiche della comunicazione B2B, come l'utilizzo di e-mail più mirate e l'impiego di liste di contatti più stabili, oppure suggerire una mancata applicazione delle *best practice* indicate dall'AMA (2023) per una gestione efficace del canale.

4.3.2.7 Correlazioni tra variabili relative alle attività sui social media B2B

Per completare l'analisi relativa alle variabili dedicate alla raccolta di informazione sui social si è proceduto alla costruzione della relativa *heatmap*, riportata in figura 4.17. Lo scopo di tale grafico è quello di individuare eventuali relazioni tra le variabili appartenenti al macro-gruppo in esame, utile a trovare pattern ricorrenti nel comportamento digitale adottato dalle aziende del campione.

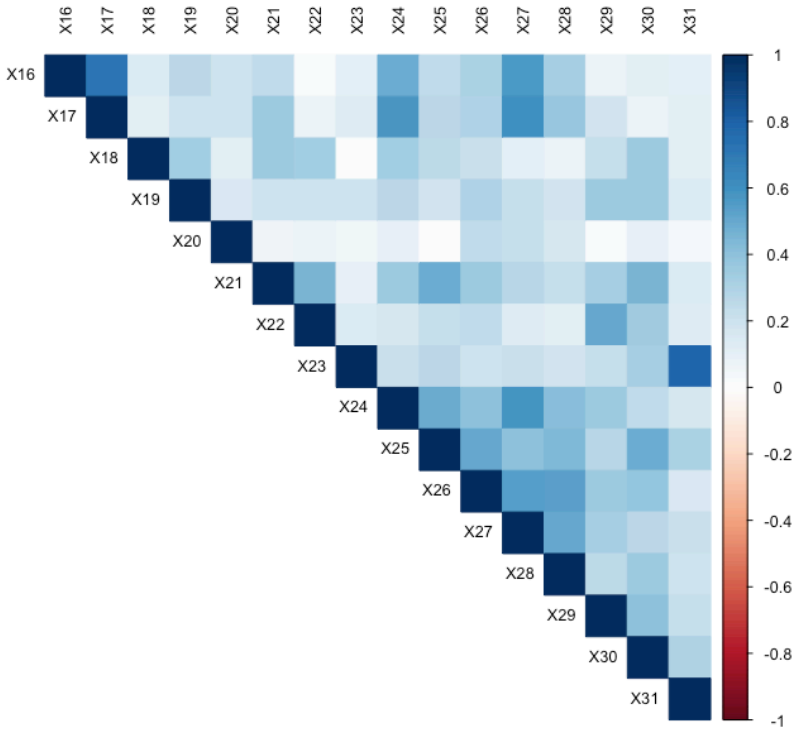
Un primo spunto di riflessione riguarda l'assenza di correlazioni negative, indicando che le diverse attività e canali non si escludano a vicenda, ma che anzi spesso richiedano un loro utilizzo congiunto. Di conseguenza possiamo concludere come le aziende che investono in un certo mezzo o azione digitale, tendono ad affiancarli con altri canali o azioni complementari.

Dal grafico emerge come Facebook (X16) e Instagram (X17) sono spesso utilizzati congiuntamente dalle aziende del campione. Inoltre, l'uso di tali piattaforme risulta essere associato anche ad attività di gestione dei contenuti, come la redazione del piano editoriale social (X24) e di ADV sui social media (X27). Da ciò possiamo dedurre che le aziende non si limitano alla mera esistenza sui social (Cartwright, Davies, & Archer-Brown, 2021; Drummond, O'Toole, & McGrath, 2020; Jussila, Kärkkäinen, & Aramo-Immonen, 2014; Quinton & Wilson, 2016), ma che avendo compreso i vantaggi connessi al loro uso strategico, dedichino risorse specifiche a tali attività affinché la comunicazione sia di qualità e coerente con l'identità del brand, dimostrando un livello di maturità digitale più elevato.

Un'altra correlazione degna di nota è quella che si evidenzia tra l'importanza attribuita all'uso del piano editoriale (X24) e la posizione in classifica associata all'ADV sui social media (X27). Ciò indica che le aziende che investono nella pianificazione delle loro attività e dei loro contenuti social, spesso tendano anche ad investire in sponsorizzazioni al fine di ottenere migliori performance da essi.

Infine, notiamo una forte relazione tra canali alternativi (X23) e attività alternative (X31) lasciando intendere come le aziende che utilizzano mezzi digitali non tradizionali tendano anche ad attuare attività particolari, forse dedicate ad un target di nicchia.

Figura 4.17: Heatmap correlazioni variabili attività e canali social media



4.3.2.8 Correlazioni tra variabili relative all'utilizzo degli strumenti di *analytics* e ottimizzazione

Per completare l'analisi relativa alla coerenza d'uso degli strumenti di *analytics* e ottimizzazione misurate dall'intervallo di variabili X34 – X38, si è proceduto alla costruzione della *heatmap* (Figura 4.18) corrispondente.

Dall'osservazione della matrice emerge subito l'assenza di associazioni negative tra variabili, con i coefficienti compresi tra 0.22 e 0.74. Da ciò si può dedurre come gli strumenti in questione non vengano utilizzati in modo isolato, ma spesso le aziende tendano ad affiancarli per ottenere prestazioni migliori.

Le correlazioni più intense si rilevano tra:

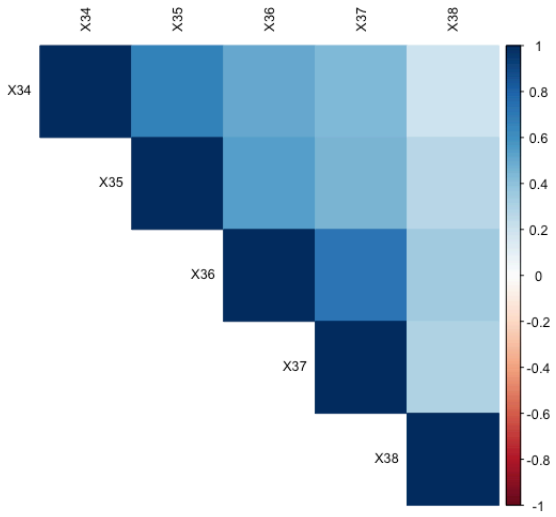
- L'uso di strumenti sulla performance del sito web aziendale (X36) e l'uso di strumenti di ottimizzazione del sito web aziendale (X37), con un coefficiente di correlazione pari a 0,77;
- L'uso di strumenti relativi al traffico-comportamento degli utenti sul sito web aziendale (X34) e l'uso di strumenti rilevanti il comportamento degli utenti sui social (X35), con un r = 0,68.

Dalla forte associazione evidenziata tra le variabili X36 e X37 possiamo dedurre come le aziende che prestano un'attenzione maggiore alle performance della propria pagina

web aziendale, siano solite utilizzare in parallelo strumenti atti ad intervenire attivamente al fine di ottimizzarla e migliorare i risultati ottenuti con i primi. Inoltre, dalla seconda correlazione evidenziata, tra le variabili X34 e X35, possiamo concludere come le imprese interessate al comportamento degli utenti nel proprio sito web aziendale siano altrettanto interessate a come questi si comportino anche sui social media.

Quanto suggerito dagli approcci integrati adottati dalle imprese riflette l'importanza di offrire un'esperienza che sia il più possibile fluida all'utente, coerentemente con quanto sottolineato in sede di revisione della letteratura con riferimento alle nuove tendenze del B2B: l'omnicanalità richiede la creazione di connessioni scorrevoli al fine di garantire una *customer journey* coerente per l'acquirente (Hayes & Kelliher, 2022).

Figura 4.18: Heatmap correlazioni strumenti di analytics e ottimizzazione



4.3.2.9 Correlazioni tra KPI relativi al social media marketing

Per approfondire eventuali relazioni tra il sottogruppo dei KPI dedicato all'analisi delle attività di social media marketing si è proceduto con la costruzione della *heatmap* (figura 4.19).

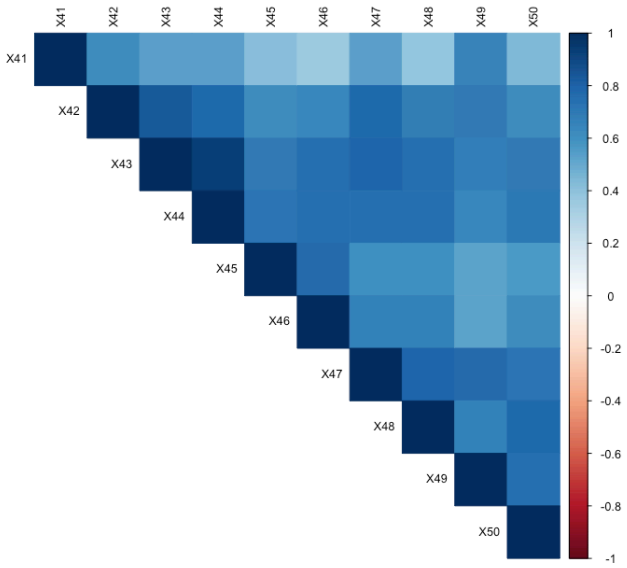
I coefficienti di correlazione risultano essere tutti positivi, compresi nell'intervallo 0.36 – 0.93 e le relazioni più intense si rilevano tra KPI misuranti aspetti affini. La correlazione più alta è quella che intercorre tra l'indicatore misurante il CTR per post per link (X43) e il CPC per post per link (X44), con un valore di 0.93. Da ciò emerge come le aziende valutino le proprie performance di contenuti sponsorizzati sia in termini di efficacia (CTR), sia in termini di spesa (CPC). Anche la correlazione tra *engagement rate* (X42) e CTR (X43) risulta essere particolarmente marcata, con un valore del coefficiente

pari a 0.83 e con il *reach* organico (X47) con r = 0.77. Questo suggerisce come le aziende prestino particolare attenzione alla qualità dei contenuti condivisi e al grado di coinvolgimento degli utenti che riescono ad ottenere con essi.

Anche i KPI relativi alla visibilità e alla copertura delle campagne ADV risultano particolarmente associati: il numero di *impression* (X49) e il *reach* delle attività di ADV (X48) presentano un coefficiente pari a 0.77 e a loro volta questi risultano avere buoni valori di r in corrispondenza della variabile X50 relativa al costo per mille *impression* (rispettivamente 0.74 e 0.78).

Si rileva una correlazione anche tra i KPI relativi alla generazione di nuovi contatti qualificati: l'indicatore rilevante il numero di *lead* acquisiti (X45) e quello relativo al costo sostenuto all'azienda per ottenerli (X46) presentano un r = 0.77.

Figura 4.19: Heatmap correlazioni KPI SMM



4.3.2.10 Correlazioni tra KPI relativi al sito web

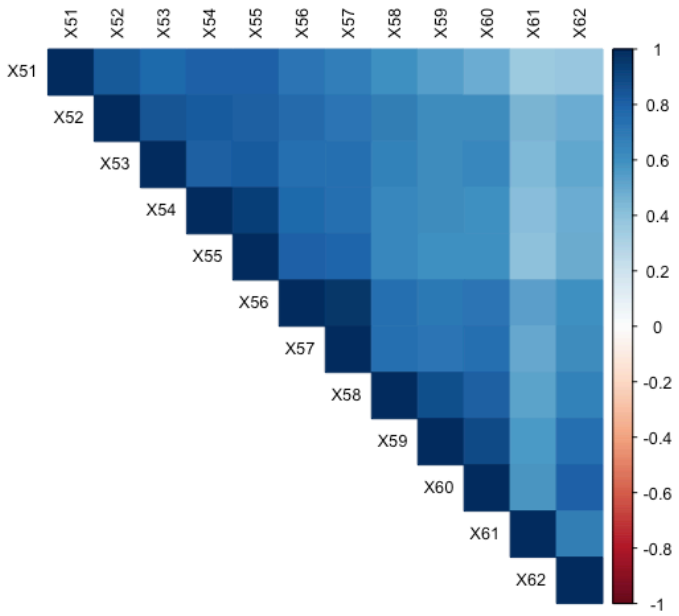
Per una completezza dell'analisi relativa al gruppo di variabili X51 – X62 si è costruita la *heatmap* (figura 4.20) di riferimento al fine di identificare più facilmente eventuali pattern lineari nelle logiche di priorità aziendali.

Innanzitutto, si nota l'assenza di correlazioni negative: tutti i coefficienti risultano infatti positivi e compresi fra 0.36 e 0.92. Inoltre, emerge come le relazioni più forti si rilevino fra variabili affini, riguardanti aspetti legati fra loro. In particolare, possiamo riconoscere tre sottogruppi di KPI frequentemente utilizzati congiuntamente:

- KPI di traffico e comportamento utente (X51 – X52 – X54 – X55). Il range delle correlazioni registrate tra queste variabili è compreso tra 0.80 – 0.92: in particolare spicca la relazione tra il KPI relativo al numero di pagine visite (X54) e l'indicatore del tempo medio di permanenza (X55), pari a 0.92.
- KPI misuranti l'efficacia delle campagne ADV (X56 – X57 – X60 – X62). Questo secondo sottogruppo comprende una serie di KPI volti a valutare le performance pubblicitarie digitali. Le correlazioni registrate oscillano fra 0.59 e 0.96: tra queste quella sicuramente più intensa si rileva tra l'indicatore CTR (X56) e il KPI relativo al CPC (X57), pari appunto a 0.96.
- KPI di conversione (X58 – X59 – X61). Quest'ultimo sottogruppo riguarda le metriche associate alla misurazione delle conversioni, presentando un range di correlazione pari a 0.52 – 0.88. La relazione più robusta è quella che intercorre tra l'indicatore rilevante il numero di *lead* generati (X58) e il KPI relativo alla percentuale di conversione *lead* (X59).

In conclusione, si osserva che le aziende non utilizzano in maniera isolata i singoli KPI proposti, ma attuino una selezione di questi in base all'aspetto che intendono misurare, optando per indicatori logicamente affini, come viene confermato dalle forti correlazioni viste nei tre sottogruppi funzionali di KPI evidenziate pocanzi. Questa tendenza evidenzia un certo livello di maturità digitale delle aziende del campione, facendole rientrare nella definizione delle cosiddette "B2B *winners*", ovvero aziende capaci di costruire e usare sistemi di misurazione suddivisi funzionalmente in modo integrato (McKinsey & Company, 2023).

Figura 4.20: Heatmap correlazioni KPI sito web



4.3.2.11 Correlazioni tra KPI relativi all'e-mail marketing

Anche per il gruppo di variabili X63 – X67 si è optato per la costruzione della relativa matrice delle correlazioni, affiancata dalla rappresentazione grafica maggiormente intuitiva (figura 4.21). Ugualmente in questo caso non si rilevano correlazioni negative e i valori di r risultano compresi fra 0,42 e 0,81.

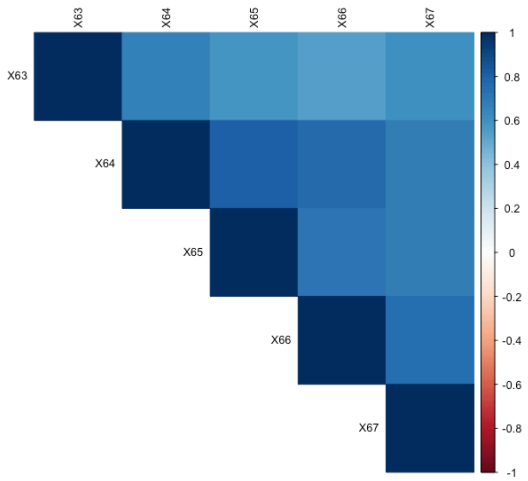
Le coppie di variabili tra cui intercorre l'associazione più intensa sono:

- *Open rate* (X64) e il numero di utenti unici che aprono le mail (X65) con r = 0,81, il maggiore rilevabile nella matrice delle correlazioni in esame;
- *Open rate* (X64) e CTR (X66), con un'associazione pari a 0,77;
- CTR (X66) e la percentuale di disiscrizioni (X67), con un coefficiente pari a 0,73;
- CTR (X66) e il numero di utenti unici che aprono le mail (X65) con r = 0,77.

Dai dati emerge quindi come le aziende tendano a valutare il coinvolgimento degli utenti nelle loro attività di e-mail marketing tramite l'utilizzo concatenato di più KPI. Nello specifico, nel momento in cui si registra un elevato *open rate*, accompagnato da un alto numero di utenti unici, le imprese analizzano anche la percentuale di questi che compiono un'interazione successiva rappresentata dal click sull'eventuale link contenuto nella e-mail (CTR). Inoltre, è interessante notare che insieme al CTR, le aziende monitorino parallelamente anche il tasso di disiscrizione (X67): un elevato valore di quest'ultimo infatti è un indicatore tipico di scarso interesse o fastidio da parte del destinatario e quindi

utilizzabile al fine di aggiustare la strategia di comunicazione nel caso di suo innalzamento.

Figura 4.21: Heatmap correlazioni KPI e-mail



4.4 Analisi delle componenti principali (PCA)

Dopo l'analisi esplorativa iniziale, si è scelto di operare una *Principal Component Analysis* (PCA) con un duplice obiettivo: ridurre la complessità del dataset e definire i fattori latenti (James et al., 2023). Questa scelta metodologica è stata attuta al fine di verificare la possibilità di costruire un potenziale indice di maturità digitale basato sulle dimensioni teoriche emerse durante la revisione della letteratura, come cultura digitale, strategia, tecnologia, organizzazione, ecc. In particolare, si è cercato di capire se le componenti principali emerse dalla PCA potessero essere ricondotte alle dimensioni teoriche esposte al paragrafo 2.1, fungendo da base per la costruzione di un modello di classificazione rispetto alla maturità digitale delle aziende del campione. Così facendo si è cercato di fornire una risposta alla prima domanda di ricerca Q1a: *quali sono le dimensioni da valutare per la definizione della maturità digitale di un'azienda?*

Per svolgere l'analisi è stato costruito un dataset specifico contenente 75 variabili su 104 iniziali, nel quale sono state escluse le variabili qualitative in quanto non compatibili con tale metodologia che richiede infatti solo variabili numeriche.

Prima di procedere con la PCA, si è verificato se il dataset creato fosse adeguato a supportare questo tipo di analisi tramite due test preliminari:

- Il Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), che ha dato come risultato un valore elevato (0,87);
- Il test di Bartlett, che ha presentato un *p-value* < 0,05.

Entrambi i test suggeriscono quindi che i dati risultano idonei ad essere analizzati tramite la PCA. Inoltre, per evitare problemi dovuti alle diverse scale di misura, si è proceduto a standardizzare le variabili.

L'analisi ha restituito 75 componenti principali (PC), ma ne sono state mantenute solo 16. La scelta di queste ultime si è basata sul criterio Kaiser, che prevede di selezionare solo le PC aventi un autovalore maggiore di 1. Nel loro insieme queste componenti principali spiegano circa il 78,2% delle variabilità totale dei dati.

Successivamente per ogni PC sono state identificate le variabili che maggiormente incidevano nella sua composizione con l'obiettivo di capire quali aspetti fossero misurati da ciascun fattore. Per ogni componente si è proceduto alla definizione delle variabili che contribuivano almeno al 50% della varianza cumulata interna del fattore latente in questione per attribuirne il significato corretto. Tramite l'uso della legenda e dei contributi accademici è stata costruita la tabella 4.6, contenente il riferimento alla PC, le variabili di riferimento e la dimensione teorica maggiormente rappresentata.

4.4.1 Interpretazione delle componenti principali

In seguito alle componenti principali emerse dalla PCA, questa sezione sarà dedicata alla loro interpretazione: l'obiettivo ultimo è quello di chiarire il legame fra l'eventuale dimensione di maturità associata e il significato proprio del fattore latente emerso.

PC1 – Monitoraggio delle performance digitali

La prima componente principale risulta composta da variabili relative al monitoraggio della presenza online aziendale. Nello specifico è formata dai punteggi attribuiti all'uso o all'importanza percepita dalle aziende rispondenti in relazione a KPI applicabili a diversi ambiti quali social media, sito web ed e-mail marketing. In altre parole, questa componente riflette la capacità delle imprese di comprendere e valutare le proprie attività online svolte su diversi canali. Alla luce di ciò, la dimensione che si ritiene più vicina alla PC1 è quella relativa all'approfondimento ed esperienza del cliente, che si riferisce alla capacità dell'azienda di gestire e ottimizzare la propria presenza online usando in modo integrato una serie di strumenti, canali e metriche diverse (Teichert, 2019).

PC2 – Comunicazione strategica e cultura del brand

La seconda componente principale riguarda la comunicazione interna del brand, la condivisione dei valori e la definizione di una strategia marketing strutturata che coinvolga tutte le funzioni aziendali. Le aziende con punteggi alti in questa componente tendono quindi a coinvolgere attivamente il personale nelle decisioni strategiche, raccogliendo feedback e fornendo loro la formazione necessaria affinché possa comprendere e partecipare consapevolmente alla definizione della strategia aziendale. Per tali ragioni si ritiene che la dimensione di maturità più in linea con la PC2 sia la cultura aziendale, intesa come la capacità dell'impresa di condividere i propri valori, di comunicare internamente la strategia digitale e di coinvolgere il personale (Teichert, 2019).

PC3 – Valori ESG

La terza componente principale riflette il grado con cui i valori legati alla sostenibilità sociale e ambientale vengono integrati e valorizzati sia nella comunicazione interna all'azienda che nei canali ufficiali esterni, come comunicati stampa e pubbliche relazioni. Nello specifico questa componente riflette quanto le imprese abbiano integrato all'interno della propria cultura le linee guida ESG (Environmental, Social & Governance). Per tale motivo, la dimensione più coerente con la PC3 risulta essere nuovamente la cultura digitale di Teichert (2019).

PC4 – Uso operativo di Instagram e Facebook

La quarta componente principale misura l'uso di due specifiche piattaforme digitali – Instagram e Facebook – con particolare riferimento alle attività di ADV attuate e ad alcuni KPI di conversione e generazione lead. Alla luce di ciò, la PC4 rientra nella definizione della dimensione dei processi e operazioni digitali, intesa come la capacità dell'azienda di scegliere ed integrare efficacemente canali e strumenti digitali per migliorare le proprie attività (Teichert, 2019).

PC5 – Ottimizzazione e gestione del sito web

La quinta componente principale si focalizza sull'attenzione che le aziende dedicano alla gestione e al miglioramento del proprio sito web aziendale. Nello specifico, essa misura l'importanza e l'utilizzo di strumenti volti a migliorare le performance della pagina e il suo posizionamento nei motori di ricerca. Per tale motivo possiamo associare la PC5

alla dimensione dei processi operativi digitali, in quanto misura l'attitudine dell'azienda a integrare strumenti e canali al fine di ottimizzare le attività quotidiane svolte (Teichert, 2019).

PC6 – Ottimizzazione della *customer experience* digitale

La sesta componente principale risulta composta da una serie di variabili volte al monitoraggio della *customer experience* sui canali aziendali: essa valuta la capacità dell'impresa di capire e migliorare la navigazione e l'interazione dell'utente. Di conseguenza la dimensione teorica prevalente risulta essere quella dell'approfondimento e dell'esperienza del cliente, intesa come la capacità dell'azienda di ottimizzare la comprensione dei propri canali e agevolare la navigazione dell'internauta (Teichert, 2019).

PC7 – Strategia digitale e posizionamento competitivo

La settima componente principale emersa riflette la capacità aziendale di definire una strategia digitale chiara e un posizionamento competitivo forte. In particolare, la maggior parte delle variabili componenti la PC7 sono legate ad aspetti tattici come la tempistica dell'avvio delle attività di digital marketing, il monitoraggio delle iniziative attuate dalla concorrenza e la verifica che l'identità del brand sia in linea con la comunicazione esterna. Da ciò possiamo quindi dedurre come la dimensione teorica più vicina a tale componente principale sia quella della strategia digitale, definita da Teichert (2019) come la capacità azienda di coordinare le proprie attività in relazione agli obiettivi generali di business.

PC8 – Strategia e innovazione digitale

L'ottava componente principale mostra un forte legame con la dimensione teorica dell'innovazione di Teichert (2019). Nello specifico le variabili che la compongono riguardano l'adozione o l'uso di canali e strumenti non convenzionali, che rappresentano quindi soluzioni e opportunità ancora poco considerate dalle imprese B2B, come ad esempio l'adozione della piattaforma TikTok o l'uso di strumenti di *analytics* alternativi. In conclusione, possiamo dire che la PC8 misura la capacità aziendale di mostrarsi aperta alla sperimentazione di nuovi strumenti al fine di creare nuovo valore e cercare nuove fonti di vantaggio competitivo.

PC9 – Monitoraggio delle performance digitali

La nona componente principale riflette la capacità delle aziende di monitorare e analizzare l'efficacia delle proprie attività digitali tramite l'uso di una serie di KPI riferiti a diversi ambiti di applicazione. Le variabili che la compongono enfatizzano l'importanza attribuita dalle aziende alla mera verifica dei risultati ottenuti nei diversi canali digitali. Come visto quindi per la PC1, anche la PC9 – seppur con un ambito di controllo più ristretto - risulta rientrare nella definizione della dimensione relativa all'approfondimento ed esperienza del cliente (Teichert, 2019), ma solo con riferimento al monitoraggio dei risultati e non anche al miglioramento della *customer experience* come invece faceva la componente PC6.

PC10 – Strategia digitale *data-driven* e leadership interna

La decima componente principale si concentra sulla capacità dell'azienda di costruire una strategia *data-driven*, supportata dalla leadership interna e reattiva nei confronti delle attività attuate dai concorrenti. La dimensione accademica prevalente è sicuramente quella relativa alla strategia digitale (Teichert, 2019). Tuttavia, a differenza della PC7, che misura la capacità aziendale di definire una strategia digitale coerente con l'identità e il posizionamento competitivo, pur facendo riferimento alla medesima dimensione di maturità, la PC10 si distingue per un focus specifico sulla governance interna della strategia digitale.

PC11 – Gestione consapevole dei canali digitali

L'undicesima componente principale misura la capacità aziendale di gestire in modo consapevole i diversi canali digitali, valutandone l'efficacia e pianificandone l'uso e le attività. La dimensione più coerente con le variabili che compongono la PC11 risulta essere quella indica da Teichert (2019) come ecosistema digitale, intesa come la capacità aziendale di scegliere e gestire più strumenti digitali in modo coerente, migliorando la propria presenza online.

PC12 – Strategia digitale e componente umana

La dodicesima variabile riflette la capacità di sviluppare una strategia digitale che risulti in linea con la cultura aziendale e con i valori del brand. In particolare, oltre all'importanza attribuita a KPI relativi al comportamento utenti, questa componente comprende diverse variabili che misurano il coinvolgimento diretto del top management

e dei dipendenti nella definizione della strategia digitale. Inoltre, rileva anche quanto l'azienda sia attenta alla percezione interna ed esterna dei propri valori e delle proprie attività. Per tali ragioni, la dimensione di Teichert (2019) che più si riflette in questa componente principale è nuovamente quella relativa alla strategia digitale, ma in questo caso specifico viene enfatizzata la componente umana: si rileva infatti come il coinvolgimento attivo delle persone, attraverso i loro feedback e i loro contributi, portino alla definizione di una strategia efficacie.

PC13 – Allineamento tra strategia e cultura digitale

La tredicesima componente principale valuta quanto la strategia e la cultura digitale dell'azienda siano coerenti e allineate fra loro. Le variabili coinvolte stimano in che misura la strategia digitale sia costruita coinvolgendo attivamente il top management e le funzioni aziendali e quanto sia coerente con la cultura interna dell'impresa, intesa come insieme di valori, visione e missione. Alla luce di ciò la PC13 risulta essere connessa a due delle dimensioni teoriche definite da Teichert (2019): la strategia e la cultura digitale.

PC14 – Strategia di contenuto sui canali digitali

La quattordicesima componente principale estrapolata misura l'attitudine dell'azienda nella pianificazione dei contenuti digitali e nella gestione dei canali di comunicazione con il supporto del management interno. Secondo le definizioni di Teichert (2019) relative alle diverse dimensioni di maturità identificate, quella più coerente con quanto misurato da questa componente principale è quella della strategia digitale, intesa come la capacità di pianificare con una visione di lungo termine le scelte e gli obiettivi digitali. Tra le variabili che compongono la PC14, oltre a quelle relative all'importanza attribuita alla pianificazione dei contenuti e delle attività sui diversi canali aziendali, troviamo anche quelle riferite all'attenzione del monitoraggio delle performance.

PC15 – Cultura digitale e competenze digitali

La quindicesima componente principale valuta quanto la cultura aziendale sia solida e diffusa e quanto l'impresa possieda delle competenze digitali eterogenee tramite la formazione di team interfunzionali. Le variabili che la compongono infatti richiamano la diffusione dei valori e la coerenza delle comunicazioni con l'identità del brand, con un focus anche sulla presenza di team con competenze trasversali. Alla luce di ciò possiamo

quindi associare a questa componente due dimensioni tra quelle proposte da Teichert (2019): la cultura digitale e le competenze digitali.

PC16 – Cultura digitale e comunicazione esterna

La sedicesima componente principale misura quanto i valori aziendali siano condivisi all'interno dell'organizzazione e quanto l'azienda sia coerente nella loro comunicazione all'esterno. Poiché la tematica centrale del fattore latente in questione è la diffusione e la coerenza valoriale dell'impresa, la dimensione più vicina è quella della cultura digitale (Teichert, 2019). A differenza delle precedenti PC associate a tale dimensione, questa componente si caratterizza per l'attenzione posta sulla coerenza nella comunicazione esterna dei valori alla base dell'attività imprenditoriale.

Tabella 4.6: Componenti principali

Componente principale	Variabili	Dimensione prevalente	Nuova etichetta
PC1	X56 - X57 - X52 - X53 - X54 - X55 - X43 - X47 - X42 - X45 - X44 - X64 - X60 - X48 - X51 - X59 - X58 - X46 - X87 - X66 - X49 - X65	Approfondimento ed esperienza del cliente	Monitoraggio delle performance digitali
PC2	X93 - X86 - X78 - X94 - X82 - X84 - X77 - X90 - X89 - X50 - X83 - X85 - X91 - X87 - X31 - X97	Cultura digitale	Comunicazione strategica e cultura del brand
PC3	X100 - X98 - X99 - X97 - X96	Cultura digitale	Valori ESG
PC4	X17 - X27 - X59 - X16 - X58 - X28 - X31 - X80 - X35	Processi e operazioni digitali	Uso operativo di Instagram e Facebook
PC5	X22 - X30 - X37 - X36 - X83 - X16 - X29 - X81 - X21 - X25	Processi e operazioni digitali	Ottimizzazione e gestione del sito web
PC6	X21 - X51 - X97 - X98 - X46 - X54 - X80 - X55 - X22 - X52 - X66	Approfondimento ed esperienza del cliente	Ottimizzazione della *customer experience* digitale

PC7	X79 - X80 - X91 - X28 - X90 - X99 - X92	Strategia digitale	Strategia digitale e posizionamento competitivo
PC8	X31 - X79 - X26 - X23 - X38 - X20 - X65 - X95 - X62 - X61	Innovazione	Strategia e innovazione digitale
PC9	X23 - X31 - X63 - X29 - X41 - X38 - X64 - X75 - X54	Approfondimento ed esperienza del cliente	Monitoraggio delle performance digitali
PC10	X36 - X37 - X20 - X80 - X95 - X66 - X76 - X65 - X35 - X63	Strategia digitale	Strategia digitale *data-driven* e leadership interna
PC11	X19 - X29 - X18 - X22 - X25 - X20 - X46 - X38 - X50	Ecosistema digitale	Gestione consapevole dei canali digitali
PC12	X21 - X93 - X74 - X75 - X94 - X34 - X90 - X35 - X78 - X61	Strategia digitale	Strategia digitale e componente umana
PC13	X83 - X79 - X77 - X95 - X36 - X75 - X96 - X92 - X90 - X97	Cultura digitale / Strategia digitale	Allineamento tra strategia e cultura digitale
PC14	X25 - X75 - X20 - X63 - X26 - X74 - X24	Strategia digitale	Strategia di contenuto sui canali digitali
PC15	X80 - X90 - X93 - X92 - X41 - X28 - X95 - X89	Cultura digitale / Competenze digitali	Cultura aziendale e competenze digitali
PC16	X80 - X90 - X93 - X92 - X41	Cultura digitale	Cultura digitale e comunicazione esterna

Le componenti individuate forniscono quindi una risposta empirica al quesito Q1a, permettendo di individuare delle dimensioni misurabili in grado di valutare il livello di maturità digitale di un'azienda. In particolare, dall'analisi fattoriale emergono cinque dimensioni teoriche principali: "cultura digitale", "strategia digitale", "ecosistema digitale", "approfondimento ed esperienza del cliente" e infine "processi e operazioni digitali". Le dimensioni emerse risultano coerenti con quelle identificate dalla letteratura, in particolare Ochoa-Urrego e Peña (2020) evidenziano sei aree ricorrenti - tecnologia, cultura digitale, processi operativi, strategia digitale, gestione ed esperienza – confermando la validità delle cinque macro-dimensioni ottenuti dalla PCA.

In questa analisi le ultime due dimensioni – "approfondimento ed esperienza del cliente" e "processi e operazioni digitali" – sono state accorpate in un'unica macroarea di valutazione, in linea con quanto sostenuto da Kane et al. (2015): la capacità di offrire al cliente un'esperienza efficiente è strettamente connessa all'agilità operativa dell'azienda dovuta alla propria trasformazione digitale dei processi interni. In altre parole, gli autori sostengono che nella maggior parte dei casi le aziende che eccellono nell'una tendono ad eccellere anche nell'altra dimensione.

Per garantire coerenza teorica e interpretativa dei fattori latenti identificati, si è proceduto all'inversione del segno delle componenti PC1, PC2, PC3, PC12, PC13 e PC16. Tale operazione è comune nella pratica, infatti è riconosciuta come buona prassi l'inversione del segno di una componente principale quando i *loading* negativi generano un'interpretazione forviante del costrutto (Hair et al., 2019).

4.4.2 Cluster Analysis

Al fine di individuare gruppi di aziende con profili omogenei di maturità digitale è stata condotta una *Cluster Analysis*. Grazie a questa tecnica è possibile individuare segmenti di imprese simili rispetto alle diverse dimensioni digitali, agevolando l'analisi di pattern nascosti nei dati e l'individuazione di tendenze all'interno del campione (James et al., 2023: Everitt et al., 2011). L'analisi è stata svolta sui punteggi delle prime 16 componenti principali ottenute dalla PCA, precedentemente selezionate e interpretate. L'uso di tali dati ha permesso di ridurre notevolmente la complessità del dataset, pur mantenendo la maggior parte delle informazioni originali.

Per individuare il grado di similarità delle aziende è stata usata la distanza euclidea, come suggerito da Morgan e Katsikeas (1997). La scelta di quest'ultima è stata dettata da due principali ragioni: innanzitutto i dati erano già stati precedentemente standardizzati (media zero e varianza pari a 1); inoltre questo tipo di distanza risulta particolarmente efficace quando si lavora con dati quantitativi normalizzati permettendo di evidenziare facilmente quanto due unità siano simili o diverse nello spazio delle variabili considerate. Una volta calcolata la matrice delle distanze, si è scelto di utilizzare inizialmente il metodo di clusterizzazione gerarchico di Ward (Ward, 1963) in quanto:

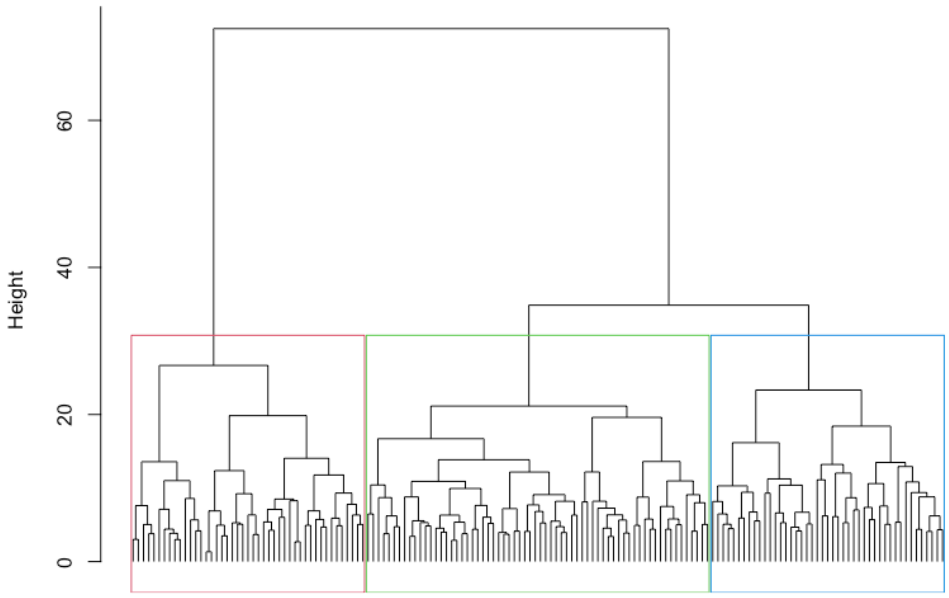
- Non richiede in anticipo la definizione del numero di cluster (k) che si intende formare;

- Produce gruppi omogenei e compatti, grazie alla riduzione della varianza interna a ciascun gruppo. Questo ha consentito di formare dei cluster più coerenti internamente rispetto ad altri metodi gerarchici che potrebbero portare alla creazione di cluster allungati o non ben bilanciati (come il metodo del legame singolo o il metodo del legame completo);
- L'interpretabilità dei dati è agevolata dalla possibilità di costruire il relativo dendrogramma, ovvero la rappresentazione grafica delle aggregazioni successive delle unità, utile per individuare il numero di cluster ottimale da formare poi in un secondo momento usando delle tecniche non gerarchiche come quella del k-means.

4.4.2.1 Individuazione del numero ottimale di cluster (k)

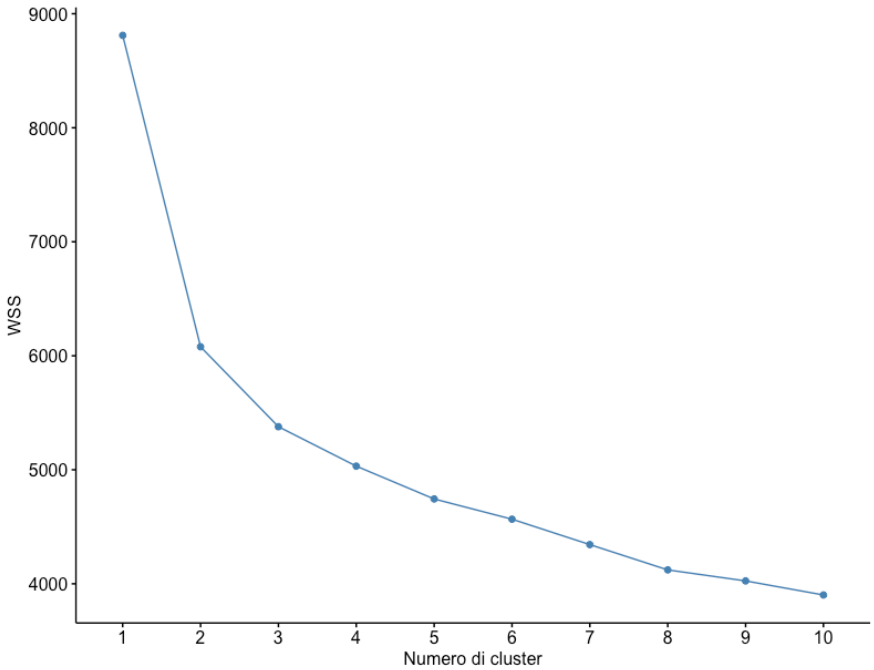
Una volta applicato il metodo di Ward per la clusterizzazione si è proceduto alla costruzione del relativo dendrogramma (figura 4.22) e per facilitarne la lettura sono stati inserti dei rettangoli colorati identificanti i principali gruppi emersi.

Figura 4.22: Dedrogramma – Metodo Ward



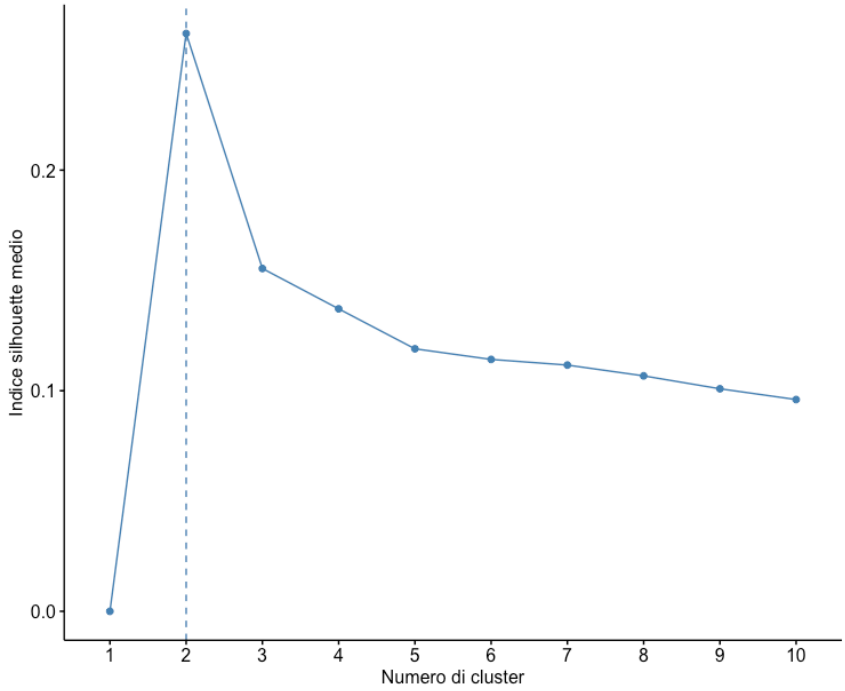
Grazie a questa struttura ad albero si è formulata una prima ipotesi in base alla quale il numero di cluster ottimi risulterebbe pari a k = 3 (Everitt et al., 2011). Per confermare quanto emerso dall'analisi del dendrogramma si è deciso di attuare altre due tecniche comunemente utilizzare per l'individuazione del k ottimale: il metodo Elbow (Figura 4.23) e il metodo Silhouette (Figura 4.24).

Figura 4.23: Metodo Elbow – WSS



Il metodo Elbow, o metodo del gomito, identifica il numero ottimale di cluster valutando la somma della varianza intra-cluster (WSS) per un numero di cluster via via maggiore: mentre il numero di gruppi considerato dalla tecnica cresce, la varianza tende a ridursi. Tuttavia, esiste un punto oltre il quale questa riduzione risulta minima e questo punto, identificabile in corrispondenza della spezzatura della curva (chiamata gomito), indica il k ottimo (James et al., 2023; Everitt et al., 2011). Nel nostro caso il gomito della curva si individua in corrispondenza di un numero di cluster pari a 3, confermando quanto emerso dall'analisi del dendrogramma.

Figura 4.24: Metodo Silhouette



Il metodo Silhouette invece valuta la qualità della suddivisione in cluster osservando, per ogni azienda, quanto essa è simile agli altri membri del proprio gruppo e quanto è diversa dagli altri gruppi (Rousseeuw, 1987). I valori variano in un intervallo compreso tra (-1 ; 1): valori vicini a 1 indicheranno una corretta attribuzione dell'azienda al cluster attuale, viceversa questa risulterà inserita nel gruppo sbagliato. Il numero ottimale di cluster si identifica osservando per quale valore di k l'indice assume valore maggiore (James et al., 2023; Rousseeuw, 1987). Nel nostro caso il metodo suggerisce un numero di cluster ottimo pari a 2.

Anche se l'indice di silhouette indica come soluzione ottimale la suddivisione in 2 gruppi, si è deciso di optare per la soluzione a 3 cluster. Questa scelta è supportata dal fatto che due metodi su tre (il dendrogramma e il metodo del gomito) suggeriscono entrambi un k =3. Inoltre, osservando la distribuzione numerica dei cluster ottenuti, la suddivisione in tre gruppi ha mostrato una maggiore omogeneità nella numerosità dei cluster, evitando situazioni in cui un gruppo risulti troppo grande o troppo piccolo rispetto agli altri.

4.4.2.2 Definizione e descrizione dei cluster: metodo K-means

Una volta definito il numero ottimale di cluster (k = 3), si è deciso di applicare una tecnica di clusterizzazione non gerarchica, nello specifico quella del k-means. Questa

scelta è stata dettata dal fatto che a differenza dei metodi gerarchici, che costruiscono i gruppi seguendo un processo di aggregazioni successive e non consentono di modificare l'attribuzione delle unità ai cluster una volta assegnati ad essi, i metodi non gerarchici godono di una maggiore flessibilità (Everitt et al, 2011). In particolare, utilizzando la tecnica del k-means le aziende possono essere riassegnate ai vari cluster in base alla distanza dai centroidi, che vengono aggiornati ad ogni interazione. Questo funzionamento permette di ottenere una clusterizzazione più precisa e gruppi internamente omogenei, poiché le unità vengono via via ricollocate al fine di ottenere dei gruppi con variabilità interna minima (James et al., 2023). Per aumentare l'affidabilità della clusterizzazione, l'algoritmo è stato eseguito per 25 volte, cambiando ogni volta i centroidi di partenza.

I tre cluster formati utilizzando il metodo k-means risultano abbastanza bilanciati: il cluster 1 comprende 56 aziende, il cluster 2 conta 38 unità e infine il cluster 3 è composto da 62 osservazioni. Non si è ritenuto utile rappresentare i gruppi emersi in quanto, basandosi esclusivamente su due sole componenti principali (PC1 e PC2), i grafici non risulterebbero esaustivi al fine di evidenziare una separazione evidente tra i cluster.

Cluster 1: *data-driven* operativi

Il Cluster 1 comprende le aziende caratterizzate da una forte propensione alla misurazione, al controllo e alla gestione operativa delle attività online. Il punteggio medio più elevato si rileva infatti in corrispondenza della PC1 (media = 4,99 e deviazione standard = 1,98), che misura l'utilizzo di strumenti per il monitoraggio delle performance digitali e volti all'ottimizzazione dell'esperienza online dell'internauta. Queste aziende inoltre fanno largo uso di KPI, confermando il loro forte orientamento *data-driven*.

Oltre a questa componente dominante, il primo cluster registra punteggi medi positivi – anche se contenuti – per altre componenti riguardanti la strategia aziendale (PC10, PC12, PC14), con valori compresi tra 0,05 e 0,20. In generale le deviazioni standard risultano essere piuttosto elevate, suggerendo una variabilità interna significativa. Questo potrebbe riflettere la presenza, all'interno del cluster, di imprese più avanzate e altre ancora in fase di sviluppo su queste dimensioni. Per il dettaglio dei punteggi medi si fornisce la tabella 4.7, riportante il dettaglio delle medie e le deviazioni standard di tutte le PC riguardanti il cluster 1.

Tabella 4.7: Medie punteggi PC cluster 1

Componente	Media	Deviazione Standard
PC1	4,989617208	1,975900458
PC12	0,203988818	0,959202417
PC5	0,106472332	1,41645654
PC4	0,084605912	1,743449735
PC10	0,055743914	1,414317625
PC15	0,045009058	1,175083804
PC7	0,038848467	1,572837955
PC16	0,015516342	1,019681764
PC14	0,000875836	0,95029937
PC8	-0,056888742	1,480108351
PC13	-0,06116398	1,177870756
PC11	-0,076460259	1,287231751
PC2	-0,097674409	2,226066826
PC9	-0,16301524	1,269651982
PC6	-0,278881019	0,947683346
PC3	-0,283582354	1,362306275

Per dare una visione più chiara delle dimensioni teoriche di maturità digitale maggiormente sviluppate dal cluster 1, si propone ora una tabella che aggrega le sedici PC nelle relative dimensioni di maturità associate (tabella 4.8).

Tabella 4.8: Medie punteggi dimensioni teoriche cluster 1

Dimensione	Media
Esperienza e operazioni	0,947759838
Strategia digitale	0,048513659
Cultura digitale	-0,076379069
Ecosistema digitale	-0,076460259

I valori medi delle quattro dimensioni teoriche individuate riflette quanto anticipato: il punteggio medio (media = 0,95) elevato in corrispondenza dell'elemento "esperienza e operazioni digitali" suggerisce un profilo forte sul lato operativo e analitico, con potenziale margine di miglioramento per l'aspetto culturale e strategico. Questo profilo suggerisce che il gruppo è forte sul piano dell'esecuzione e degli strumenti, ma presenta ancora ampi margini di crescita nell'allineamento culturale (media = -0,08) e strategico (media = 0,05).

In base a quanto emerso dall'analisi dei punteggi medi, il Cluster 1 sembra rappresentare imprese in una fase intermedia di maturità, che iniziano ad affacciarsi a quella avanzata (Ochoa-Urrego e Peña, 2020; Thordsen e Bick, 2023).

Cluster 2: tradizionali emergenti

Il secondo cluster accoglie al suo interno aziende che risultano avere livelli di maturità bilanciati per le diverse dimensioni, ma non particolarmente elevati. Dall'analisi delle medie delle PC (tabella 4.9) emerge come il gruppo si caratterizza per alcuni valori lievemente positivi, in particolare nella PC2 (media = 0,68; deviazione standard = 2,60), che riflette l'attenzione alla comunicazione strategica e alla gestione dei valori aziendali.

Nonostante si rilevino PC con medie positive (PC12, PC7, PC8, PC15, PC5, PC11), i loro valori sono prossimi allo zero e associati a deviazioni standard piuttosto elevate, suggerendo che questi comportamenti non siano ancora completamente diffusi all'interno del gruppo.

Questo dato suggerisce che le imprese del Cluster 2 si trovano verosimilmente nelle prime fasi del processo di trasformazione digitale, con un livello di maturità ancora molto basso. Un elemento particolarmente interessante a supporto di ciò è il punteggio medio attribuito alla PC1: se nel cluster 1 questa rappresentava la dimensione predominante, in questo secondo gruppo presenta il punteggio medio più basso (media = -7,12 e deviazione standard = 2,58). Questo dato indica chiaramente come l'uso di KPI e strumenti analitici non sia ancora una priorità per le imprese che stanno muovendo i primi passi nel loro percorso di trasformazione digitale, confermando quanto sostenuto in letteratura: le prime fasi della digitalizzazione si concentrano spesso su strumenti visibili e a basso impatto organizzativo, mentre attività più avanzate come il monitoraggio richiedono risorse, competenze e cultura adeguate (Hortovanyi et al., 2023; Thordsen & Bick, 2023).

Tabella 4.9: Medie punteggi PC cluster 2

Componente	Media	Deviazione Standard
PC2	0,681672038	2,602967892
PC12	0,23326478	1,361655092
PC7	0,230644302	1,240721887
PC8	0,148070999	1,05042539
PC15	0,118715909	0,985109167

PC5	0,07963326	1,428810868
PC11	0,040593502	0,925363127
PC10	-0,003787821	0,982398946
PC4	-0,0416102	1,385113487
PC14	-0,08046611	0,877418499
PC9	-0,111946661	1,075544716
PC13	-0,159111319	1,008031262
PC16	-0,161308031	0,89057177
PC6	-0,406485891	1,400731924
PC3	-0,447415665	1,968926955
PC1	-7,118597902	2,577284034

Le medie delle quattro dimensioni teoriche di maturità digitale (tabella 4.10) confermano quanto emerso pocanzi: se da un lato emergono valori leggermente positivi per "strategia digitale" (0,11), "ecosistema digitale" (0,04) e "cultura digitale" (0,01), dall'altro si osserva un valore fortemente negativo per la dimensione "esperienza e operazioni digitali" (-1,52), segnalando una forte debolezza operativa.

Tabella 4.10: Medie punteggi dimensioni teoriche cluster 2

Dimensione	Media
Strategia digitale	0,10554523
Ecosistema digitale	0,040593502
Cultura digitale	0,006510587
Esperienza e operazioni	-1,519801479

Alla luce di quanto emerso dall'osservazione dei punteggi medi associati alle varie dimensioni, possiamo concludere che il cluster 2 rappresenti le aziende che si trovano nelle primissime fasi del processo di trasformazione digitale (Ochoa-Urrego e Peña, 2020; Thordsen e Bick, 2023).

Cluster 3: strutturati in transizione

Il Cluster 3 si compone di aziende che presentano un profilo complessivamente equilibrato: nessuna componente presenta un valore tale da poter essere definita dominante, ma si rilevano punteggi medi positivi contenuti equamente distribuiti nelle diverse aree (tabella 4.11). La componente con il punteggio medio più alto è la PC3 (media = 0,53 e deviazione standard = 1,90), associata all'attenzione verso i valori ESG e

all'orientamento alla sostenibilità, seguita dalla PC6 (media = 0,50 e deviazione standard = 1,71), che indica una certa propensione all'ottimizzazione dell'esperienza utente. Anche PC9, PC13 e PC16 mostrano valori positivi, riflettendo un avvio nei processi di trasformazione e innovazione digitale. Tuttavia, come suggerito dai valori negativi associati a componenti principali legate alla strategia e alla gestione della digitalizzazione, le aziende di questo gruppo non presentano ancora un approccio consolidato alla propria trasformazione. Inoltre, notiamo come le deviazioni standard, comprese tra 0,95 e 2,45, indicano una certa eterogeneità interna al gruppo, con aziende in fasi di maturità digitale non perfettamente allineate.

Tabella 4.11: Medie punteggi PC cluster 3

Componente	Media	Deviazione standard
PC3	0,530361405	1,902064801
PC6	0,501029048	1,709216877
PC9	0,215852041	1,429356995
PC13	0,152764726	1,178843248
PC16	0,084851452	1,087994555
PC14	0,048526861	1,360267407
PC11	0,044180991	1,257780122
PC8	-0,039369814	1,403154292
PC10	-0,048027774	1,265760396
PC4	-0,050915217	1,916148004
PC15	-0,113414706	0,952287056
PC1	-0,143739409	1,718998339
PC5	-0,14497604	1,832433348
PC7	-0,176451575	1,359524568
PC12	-0,327216701	1,197571443
PC2	-0,329576944	2,45084472

Le medie aggregate per le quattro dimensioni teoriche (tabella 4.12) confermano questa lettura: il cluster 3 mostra punteggi positivi in "esperienza e operazioni digitali" (0,08), "cultura digitale" (0,06) ed "ecosistema digitale" (0,04), mentre l'unico valore negativo riguarda la "strategia digitale" (-0,11). Questo quadro suggerisce che le aziende del cluster in esame abbiano avviato percorsi concreti di digitalizzazione, soprattutto a

livello operativo e culturale, ma non abbiano ancora integrato pienamente una strategia digitale condivisa.

Tabella 4.12: Medie punteggi dimensioni teoriche cluster 3

Dimensione	Media
Esperienza e operazioni	0,075450085
Cultura digitale	0,064997186
Ecosistema digitale	0,044180991
Strategia digitale	-0,1085078

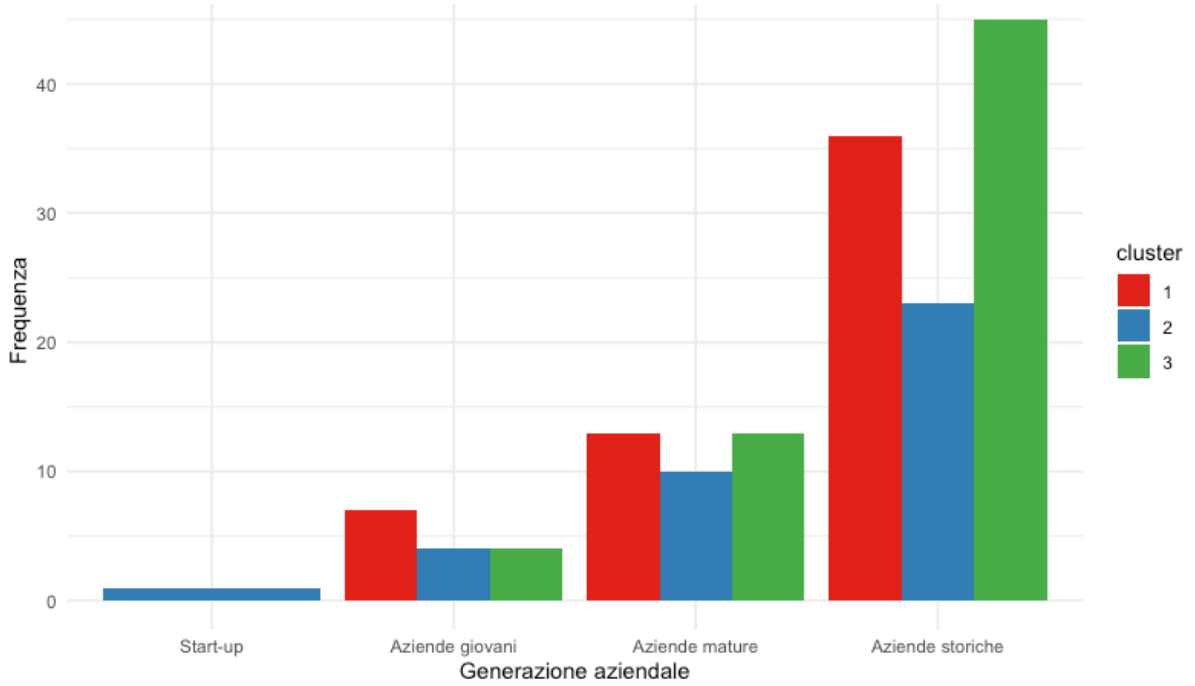
In sintesi, il cluster 3 sembra rappresentare aziende in una fase intermedia della trasformazione digitale, con attività già strutturate su più fronti ma con spazi di miglioramento soprattutto in termini di pianificazione e direzione strategica (Ochoa-Urrego e Peña, 2020; Thordsen e Bick, 2023).

4.4.2.3 Profilazione dei cluster: generazione, dimensione, settore, responsabile del digital marketing e *family business*

In seguito alla descrizione della composizione dei tre cluster, si è ritenuto utile andare ad indagare la loro connotazione con riferimento ad alcune variabile strutturali ritenute particolarmente significative: la generazione aziendale, la dimensione, il settore commerciale, la figura responsabile del digital marketing e infine la conduzione familiare dell'azienda.

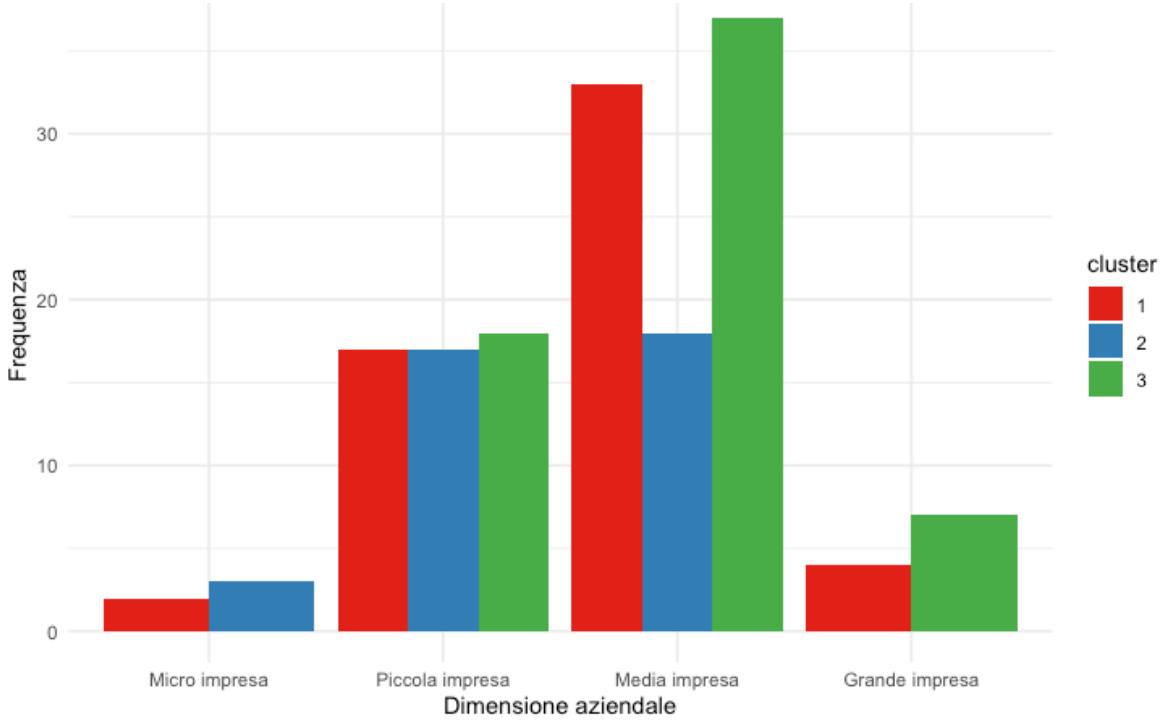
Dall'analisi della distribuzione della generazione aziendale nei tre cluster, rappresentata in figura 4.25, emerge una prevalenza delle aziende storiche in tutti i gruppi, un dato coerente con la composizione del campione in esame, composto da 104 aziende storiche su 156 unità. Il cluster 3 risulta quello con la concentrazione di aziende storiche maggiore (45 su 62), mentre la presenza di realtà mature e giovani è pressoché marginale, confermandosi come il gruppo più rappresentativo per le imprese longeve. Il cluster 1, anch'esso caratterizzato da un buon numero di aziende storiche (36 su 56), presenta una composizione più eterogenea includendo una quota più significativa di imprese giovani e mature rispetto al gruppo 3. Infine, il cluster 2 risulta essere quello generazionalmente più eterogeneo: è infatti l'unico gruppo contenente tutte e quattro le generazioni in esame, riflettendo la presenza di realtà in fasi e con livelli di maturità diversi.

Figura 4.25: Profilazione cluster – Generazione aziendale



L'analisi della composizione dei tre cluster dal punto di vista della dimensione aziendale evidenzia alcune differenze interessanti (figura 4.26). Il cluster 1 risulta principalmente formato da piccole e medie imprese rappresentanti 50 unità su 56 totali (rispettivamente 17 e 33), seguite da una presenza marginale di microimprese (2) e grandi realtà (4). In base a questa configurazione, il cluster 1 sembra rappresentare le realtà caratterizzate da dimensioni contenute, con probabili strutture gestionali più snelle e agili. Il cluster 2 si distingue per una composizione più ristretta ma equilibrata: pur non includendo grandi imprese, presenta una distribuzione abbastanza bilanciata tra micro (3), piccole (17) e medie imprese (18). Questa combinazione rende il cluster 2 il gruppo "intermedio", caratterizzato da aziende di dimensioni medio-piccole, spesso in fase di espansione o consolidamento. Infine, il cluster 3 si caratterizza per la quota maggiore di grandi imprese (7) e per la completa assenza di microimprese. La sua composizione, quindi, rende quest'ultimo gruppo rappresentativo per realtà medio-grandi, con strutture organizzative potenzialmente più complesse e articolate.

Figura 4.26 Profilazione cluster – Dimensione aziendale



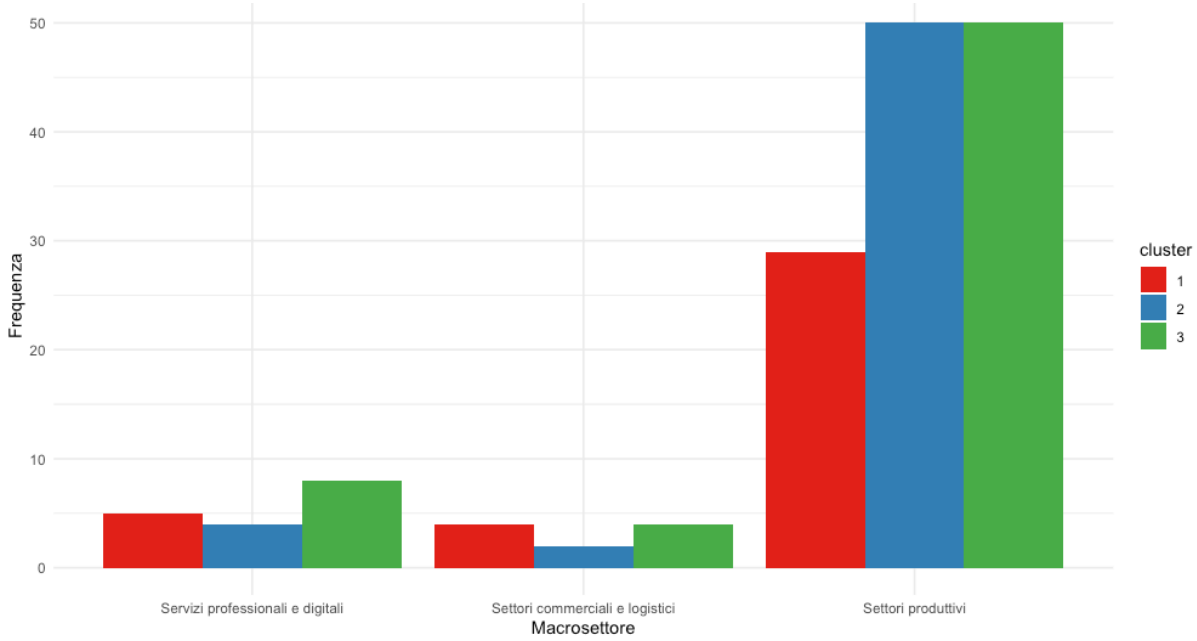
Prima di procedere con l'analisi della distribuzione settoriale dei tre cluster, si è deciso di facilitare la lettura dei dati aggregando i settori originari (8) in tre macrosettori:

- Settori produttivi, comprendenti gli ambiti agroalimentare, manifatturiero e costruzioni;
- Settori commerciali e logistici, includenti i settori del commercio e dei trasporti;
- Servizi professionali e digitali, che comprendono l'ambito di consulenza aziendale, di ICT e di altri servizi.

Grazie a questa riclassificazione generale è stato possibile costruire un grafico (figura 4.27) più interpretabile, che ha permesso un confronto immediato tra i cluster. Dalla sua osservazione emerge come i settori produttivi rappresentino la quota più significativa per tutti e tre i gruppi in esame, in particolare per i cluster 1 e 3. La predominanza di questi settori è coerente con quanto emerso nella fase esplorativa, in cui i comparti manifatturiero e agroalimentare sono risultati i più rappresentati nel campione. Oltre alla forte presenza produttiva, il cluster 3 si caratterizza anche per la quota più elevata di imprese operanti nei servizi professionali e digitali (8). Al contrario, il cluster 1 risulta essere il gruppo meno diversificato a livello settoriale, con pochi casi di aziende operanti nei settori commerciale-logistico e nei servizi, rispettivamente 2 e 4. Infine, il cluster 2, pur mostrando anch'esso una prevalenza di aziende produttive (29 su 38), si distingue per

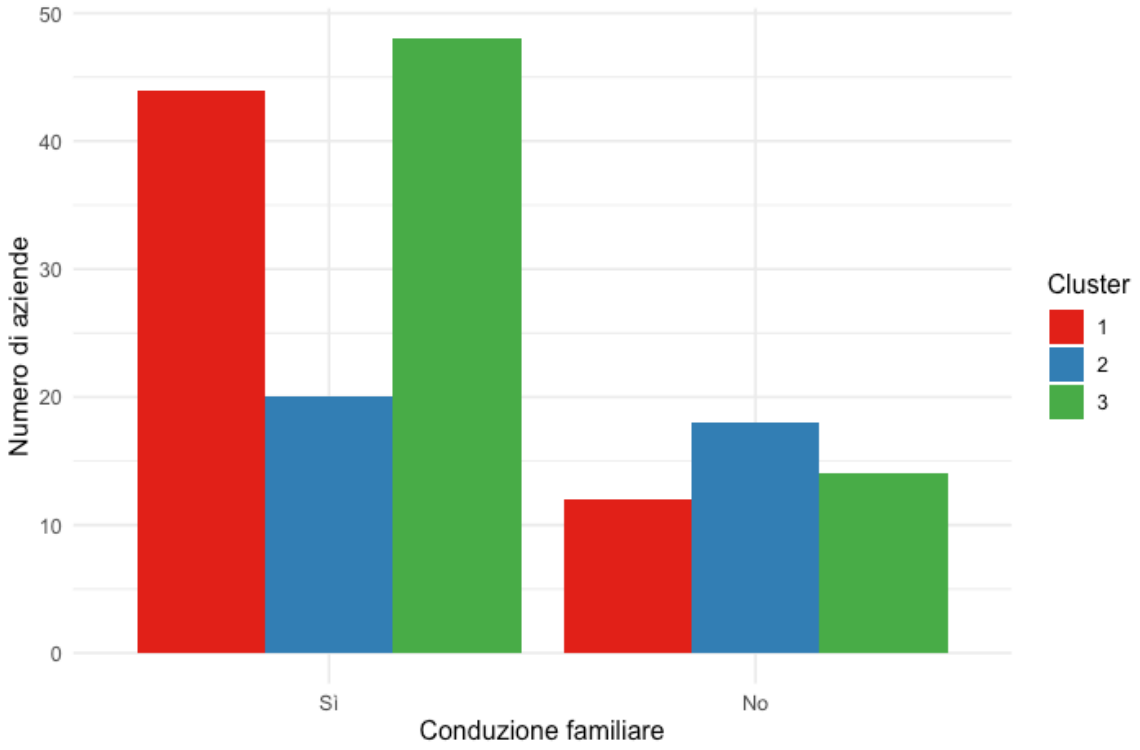
una distribuzione più bilanciata tra i tre macrosettori: 5 aziende nei servizi e 4 nel comparto commerciale-logistico. Questa composizione rafforza l'ipotesi di profilo intermedio tra i tre gruppi.

Figura 4.27: Profilazione cluster – Macrosettore commerciale



L'analisi della distribuzione della variabile strutturale "conduzione familiare" rispetto ai tre cluster (figura 4.28) ha evidenziato la netta prevalenza di *family business* nei gruppi 1 e 3, rispettivamente 44 su 56 (79%) e 48 su 62 (77%). La presenza significativa di imprese familiari nei cluster 1 e 3 è coerente con la composizione generale del campione e rispecchia la forte incidenza della cultura imprenditoriale familiare nel tessuto produttivo italiano (Sole 24 Ore, 2024). Il cluster 2 si distingue per una distribuzione più equilibrata: 20 aziende a conduzione familiare e 18 non familiari. Questa configurazione conferma ulteriormente il carattere intermedio del gruppo, già emerso nelle precedenti analisi strutturali.

Figura 4.28: Profilazione cluster – Conduzione familiare



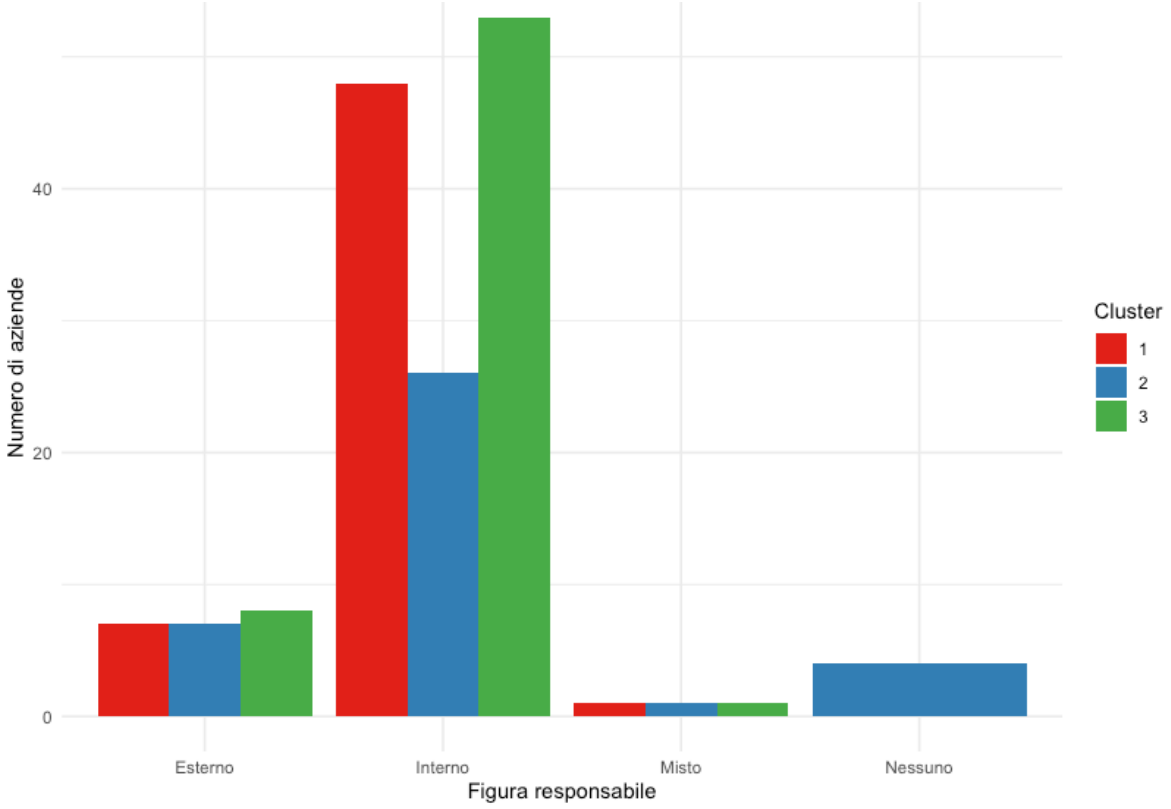
Infine, l'ultima variabile strutturale analizzata riguarda la scelta della figura responsabile del digital marketing. Per rendere la lettura e l'interpretazione dei dati più semplice si è proceduto alla riclassificazione delle nove modalità originali della variabile – nessuno, personale operativo, marketing manager, sales manager, digital marketing manager/specialist, direttore, amministratore delegato, organo misto interno esterno, figura in outsourcing/agenzia – in quattro macrocategorie più generali. Le nuove modalità sono:

- Nessuno, qualora l'azienda abbia dichiaro la modalità originale "nessuno";
- Interno, quando la modalità indicata dall'azienda si riferisca ad una figura interna. In particolare, rientrano in questa macrocategoria le opzioni personale operativo, marketing manager, sales manager, digital marketing manager/specialist, direttore e amministratore delegato.
- Esterno, nel caso in cui l'azienda indichi come responsabile consulenti o agenzie esterne (figura in outsourcing/agenzia)
- Misto, quando l'azienda affida la gestione delle attività digitali ad un organo misto interno ed esterno.

La distribuzione della variabile riclassificata nei tre cluster è rappresentata nella figura 4.29. In tutti i gruppi emerge una netta prevalenza della gestione interna, ma con intensità

differenti. Il cluster 3 è quello con il numero più alto di aziende che gestiscono il digital internamente (53 su 62), seguito dal cluster 1 (48 su 56). Da ciò si può presumere che tali imprese siano più strutturate e godano di competenze interne sviluppate. Il cluster 2 invece, è più vario: anche in questo gruppo la maggioranza delle aziende prevede una figura interna (26 su 38), ma troviamo anche 4 aziende che non hanno alcun responsabile digitale e altre che si affidano a consulenti esterni (7) o a una gestione mista (1). L'eterogeneità della composizione di questo ultimo gruppo conferma nuovamente il suo ruolo di cluster intermedio.

Figura 4.29: Profilazione cluster – Responsabile digital marketing



4.4.2.4 Risultati della clusterizzazione: i profili

Dalla combinazione tra la descrizione dei cluster e la loro profilazione, emergono tre profili distinti che sembrano riflettere delle traiettorie evolutive digitali differenti (Tabella 4.13). In particolare:

- **Cluster 1 – I *data-driven* operativi**. Questo primo gruppo si compone principalmente di medie imprese, eterogenee a livello generazionale e settoriale. Si caratterizza per un approccio pratico alla digitalizzazione, fortemente orientato

all'uso di KPI e strumenti analitici volti al monitoraggio e all'ottimizzazione del proprio operato digitale.

- **Cluster 2 – I tradizionali emergenti.** Questo gruppo si configura come il gruppo più eterogeneo, sia in termini strutturali (generazione, dimensione e settore) sia organizzativi (responsabile digital marketing e *family business*). Presenta livelli di maturità digitale contenuti ma diffusi, con segnali iniziali di apertura al cambiamento.
- **Cluster 3 – Gli strutturati in transizione.** Questo ultimo gruppo è composto da imprese più grandi e consolidate, fortemente familiari e con una gestione prevalentemente interna delle attività digitali. Mostra una maturità digitale diffusa su più dimensioni (esperienza, strategia, ecosistema), ma segnala carenze sul piano culturale, indicando un processo di trasformazione ancora in corso.

Tabella 4.13: Caratteristiche e profili dei cluster

Cluster	Dimensione maturità prevalente	Generazione aziendale prevalente	Dimensione aziendale prevalente	Settore commerciale prevalente	Figura responsabile prevalente	Family Business
1	Esperienza e operazioni	Mature e storiche	Piccole e medie imprese	Produttivo	Interna	Alta
2	Nessuna prevalente, livello basso diffuso	Eterogeneo	Eterogeneo (micro, piccole e medie imprese)	Eterogeneo	Eterogeneo	Eterogeneo
3	Esperienza, Strategia ed ecosistema	Storiche	Medie e grandi imprese	Produttivo e servizi	Interna	Alta

4.5 Indice di maturità digitale

Uno dei principali scopi del seguente elaborato è la formulazione di una risposta alla domanda di ricerca Q1, articolata in due sotto-quesiti:

- *Q1a. Quali sono le dimensioni da valutare per la definizione della maturità digitale di un'azienda?*
- *Q1b. È possibile definire un indice di maturità digitale basato su tali dimensioni?*

La risposta al primo sotto-quesito Q1a è stata definita attraverso l'analisi delle componenti principali emerse in seguito al processo di PCA. In particolare, l'interpretazione delle 16 PC ha permesso di esplicitare ciascun fattore latente e associarlo ad una delle dimensioni teoriche di maturità digitale individuate da Teichert (2019). Tramite questo processo è stato possibile quindi individuare quattro macro-dimensioni capaci di esprimere il livello di maturità digitale di un'azienda: cultura digitale, strategia digitale, esperienza/operazioni ed ecosistema digitale. L'identificazione di queste dimensioni è stata guidata dalla struttura dei dati disponibili e riflette quindi gli elementi di maturità digitale che emergono da questo specifico studio. È importante sottolineare che, in altri contesti o con dataset differenti, è probabile che vengano individuate ulteriori dimensioni, potenzialmente più numerose e articolate di quelle emerse in questa ricerca.

A partire da queste dimensioni teoriche si è cercato di dare una risposta anche al secondo sotto-quesito (Q1b) e procedere alla costruzione di un indice di maturità digitale riassuntivo. L'obiettivo è quello di sintetizzare in un unico valore il livello di digitalizzazione di ciascuna azienda del campione, sulla base dei fattori latenti individuati del processo di PCA e associati alle dimensioni teoriche individuate da Teichert (2019).

La costruzione dell'indice rappresenta il passaggio conclusivo del percorso di analisi e costituisce uno strumento utile per comparare le aziende in termini di maturità digitale, classificare i profili emergenti e analizzare eventuali relazioni con variabili strutturali al fine di rispondere anche alla seconda domanda di ricerca dell'elaborato.

4.5.1 Costruzione dell'indice di maturità

L'indice di maturità digitale è costruito seguendo un approccio a più fasi e il punto di partenza per la sua definizione sono proprio i risultati dell'analisi PCA svolta per rispondere al sotto-quesito Q1a.

In primo luogo, sono state individuate le 16 componenti principali (PC), ognuna delle quali rappresentante un fattore latente che sintetizza l'andamento di un gruppo di variabili del dataset originale. Ogni PC è stata poi interpretata sulla base delle variabili che presentavano un carico elevato (*loadings*), ovvero che contribuivano maggiormente a definirne il significato (Gerbing and Anderson, 1988). Successivamente, alla luce dell'associazione di ciascuna componente a una dimensione teorica definita da Teichert (2019), sono state individuate quattro macro-dimensioni di maturità digitale: cultura

digitale, strategia digitale, esperienza/operazioni digitali, ecosistema digitale. Per il dettaglio sulla loro composizione si rimanda alla tabella 4.14.

Tabella 4.14: Dettaglio Macro-dimensioni

Macro-dimensione	Componenti principali	Significato
Cultura digitale	PC2 – PC3 – PC13 – PC15 – PC16	Rientrano in questa dimensione le componenti che riflettono i valori aziendali, l'orientamento alla comunicazione del brand, l'importanza data alla sostenibilità e la presenza di team eterogenei.
Strategia digitale	PC7 – PC8 – PC10 – PC12 – PC14	Questa dimensione include le componenti legate alla visione strategica d'impresa, al monitoraggio dei valori aziendali, all'approccio data-driven e al ruolo della leadership.
Esperienza e operazioni digitali	PC1 – PC4 – PC5 – PC6 – PC9	Questa dimensione sintetizza l'uso di strumenti digitali nei processi aziendali, la gestione dei canali, l'ottimizzazione delle performance e l'attenzione all'esperienza del cliente.
Ecosistema digitale	PC11	Include le componenti che esprimono la capacità dell'impresa di dialogare con l'ambiente esterno attraverso strumenti digitali e social media, integrandoli nel proprio ecosistema.

Il valore di ciascuna macro-dimensione è stato determinato come media dei punteggi delle competenti principali associate, coerentemente con quanto suggerito da Gerbing e Anderson (1988), i quali propongono di costruire indici compositi attraverso la media degli item che presentano un carico fattoriale elevato, in modo da rappresentare fedelmente il costrutto latente sottostante.

Infine, per ogni azienda è stato calcolato l'indice complessivo di maturità digitale**,** come somma dei punteggi medi delle quattro dimensioni**.** Questo valore fornisce una misura sintetica e comparabile del livello generale di digitalizzazione dell'impresa, secondo un'impostazione coerente con quanto proposto da Voss et al. (2024), che descrivono un approccio di misurazione della maturità digitale basato su somme, pesature e medie dei punteggi ottenuti da item e sottodimensioni, per determinare il livello complessivo di maturazione dell'organizzazione.

4.5.2 Analisi descrittiva dell'indice di maturità

Coerentemente con i dati standardizzati utilizzati per la sua costruzione, l'indice risulta essere centrato attorno allo zero. Da una prima analisi descrittiva esso assume valori compresi nell'intervallo [-5,86; 4,38]. La media e la mediana presentano valori molto vicini tra loro – rispettivamente 0,00 e -0,10 – e ciò indica che i punteggi delle aziende sono distribuiti in modo abbastanza equilibrato tra valori positivi e negativi. La mediana leggermente negativa suggerisce una lieve asimmetria verso sinistra, ovvero una maggiore presenza di aziende con livelli di maturità digitale inferiori alla media. La deviazione standard, pari a 1,91, indica un livello di variabilità relativamente moderato all'interno del campione: sebbene le aziende non presentino livelli di maturità digitale identici, non si osservano nemmeno differenze eccessivamente marcate. La figura 4.30 rappresenta la distribuzione dei valori e per una migliore lettura sono state evidenziate, con linea tratteggiata, la media (rosso) e la mediana (blu). Al fine di completare la rappresentazione grafica della distribuzione dell'indice di maturità digitale si propone anche il relativo *boxplot* (figura 4.31), utile a evidenziare la simmetria, la posizione della mediana ed eventuali valori anomali (*outlier*).

Figura 4.30: Distribuzione valori indice di maturità digitale

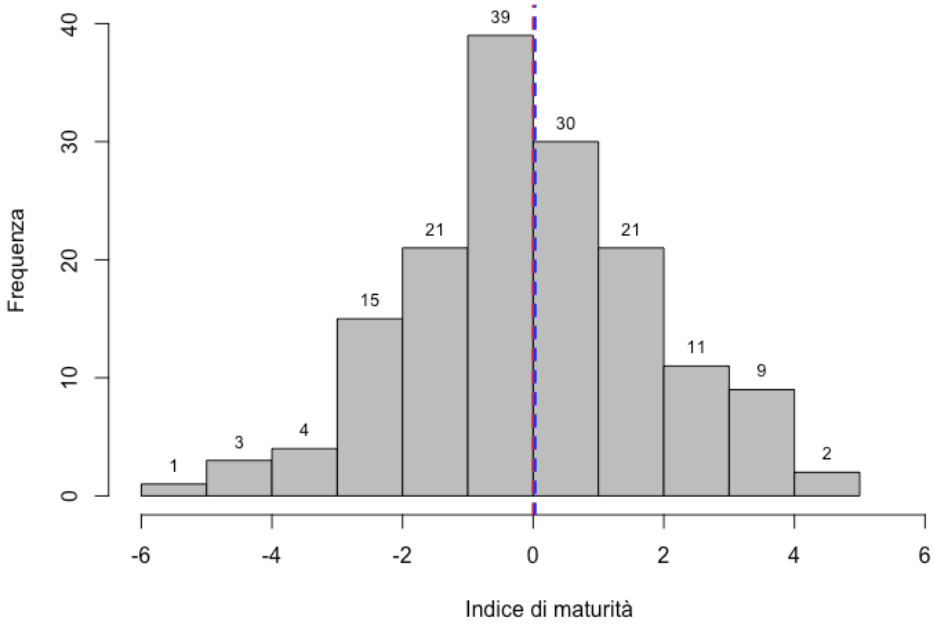
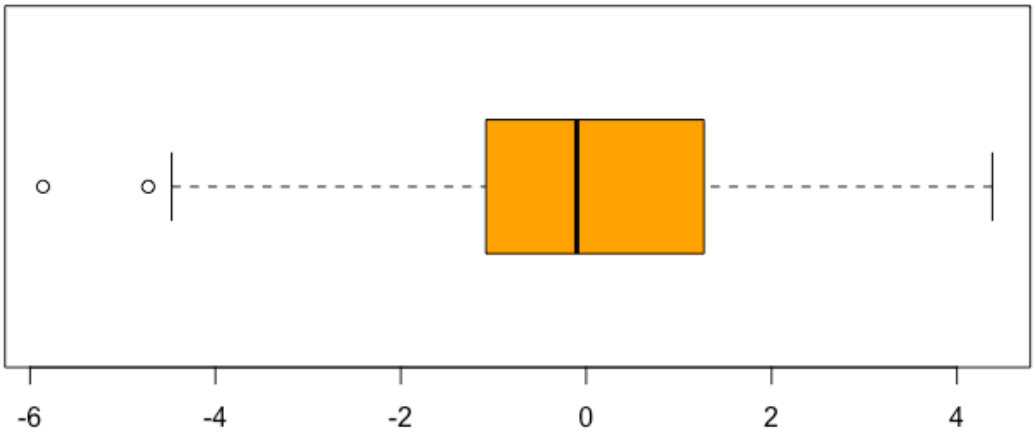


Figura 4.31: Boxplot dell'indice di maturità digitale



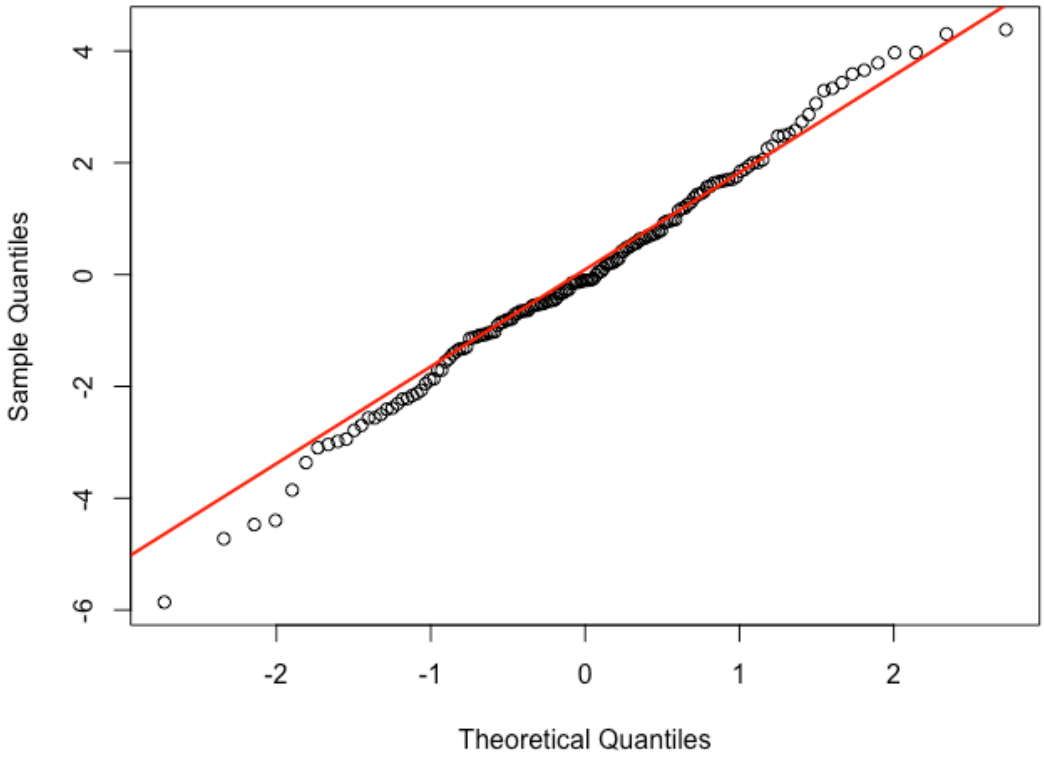
Osservando la forma del grafico si può notare una certa simmetria e una maggiore densità delle frequenze per i valori centrali, ricordando le caratteristiche tipiche di una distribuzione gaussiana (Moore et al., 2012). Per verificare questa ipotesi si sono eseguiti i test Shapiro-Wilk (Shapiro & Wilk, 1965) e la costruzione del grafico Q-Q plot riportato in figura 4.32 (Wilk & Gnanadesikan, 1968):

- Il test di Shapiro-Wilk confronta la distribuzione dei dati osservati con una distribuzione normale teorica e restituisce un valore (p-value) che indica quanto i dati si discostano da quella forma attesa: se il p-value è maggiore di 0,05, come in

questo caso (p-value = 0,62), si può concludere che i dati non si discostano significativamente dalla normalità (Shapiro & Wilk, 1965);

- Il Q-Q plot rappresenta graficamente la corrispondenza tra i quantili osservati e quelli di una distribuzione normale: se i punti si dispongono lungo una retta, come nel nostro caso, significa che la distribuzione osservata è simile a quella normale (Wilk & Gnanadesikan, 1968).

Figura 4.32: Grafico Q-Q plot



Dai risultati dei due test svolti possiamo quindi concludere che l'indice di maturità segue una distribuzione che si avvicina a quella normale. Questo ci permette di utilizzare la regola empirica nota come regola del 68-95-99.7 suggerita da Pukelsheim (1994), applicabile alle distribuzioni approssimativamente normali. Questa suggerisce che circa il 68% delle osservazioni si concentra entro una deviazione standard dalla media, circa il 95% entro due deviazioni standard e il 99,7% entro tre deviazioni standard (Pukelsheim, 1994). Nel nostro caso specifico, l'intervallo ± 1,91 contiene 109 aziende su 156, pari circa al 70% del totale, valore coerente con la regola empirica 68-95-99.7 e con le caratteristiche del campione.

Sulla base di questo principio, si è deciso di suddividere il campione in tre fasce di maturità digitale, utilizzando proprio la deviazione standard dalla media come criterio:

- Bassa maturità con un valore dell'indice < -1,91;
- Maturità media con valore dell'indice compresa fra -1,91 e + 1,91;
- Alta maturità con un valore dell'indice > +1,91

Questa modalità di classificazione si ispira alle pratiche consolidate in diversi ambiti di applicazione: nelle scienze psicologiche e sociali l'interpretazione dei punteggi standardizzati rispetto alla loro distanza dalla media è una pratica comune al fine di definire i tratti psicologici o i livelli di abilità del soggetto, come riportato da Anastasi & Urbina (1997). In ambito educativo la distribuzione viene spesso assegnata sulla base della distanza dalla media della classe (Brookhart, 2004). Infine, anche in campo sanitario l'Organizzazione Mondiale della Sanità utilizza questa tecnica per valutare la crescita dei bambini e definire le condizioni di sottopeso o obesità (WHO, 2006).

4.5.2.1 Analisi descrittiva delle singole dimensioni dell'indice

Tutte le quattro dimensioni sono state costruite partendo dai punteggi delle componenti principali collegate a ciascun ambito (cultura digitale, strategia digitale, esperienza/operazioni ed ecosistema digitale). Poiché i dati sono stati precedentemente standardizzati – per evitare problemi di confrontabilità a causa delle diverse scale di rilevazione – le distribuzioni risultano coerentemente centrate attorno allo zero. Conseguentemente, i punteggi possono essere interpretati rispetto alla media: valori positivi indicano una performance superiore alla media del campione, mentre valori negativi ne indicano una inferiore.

Tabella 4.15: Statistiche descrittive macrodimensioni

Dimensione	Minimo	1° quartile	Mediana	Media	3° quartile	Massimo
Cultura digitale	-2,29	-0,41	0,06	0,00	0,45	1,84
Strategia digitale	-1,87	-0,36	-0,01	0,00	0,32	1,44
Esperienza/operazioni	-2,95	-0,81	0,15	0,00	0,75	2,32
Ecosistema digitale	-3,88	-0,67	0,01	0,00	0,80	2,94

Fonte: Rielaborazione personale dei dati della survey

Dall'osservazione della tabella si possono notare due aspetti interessanti:

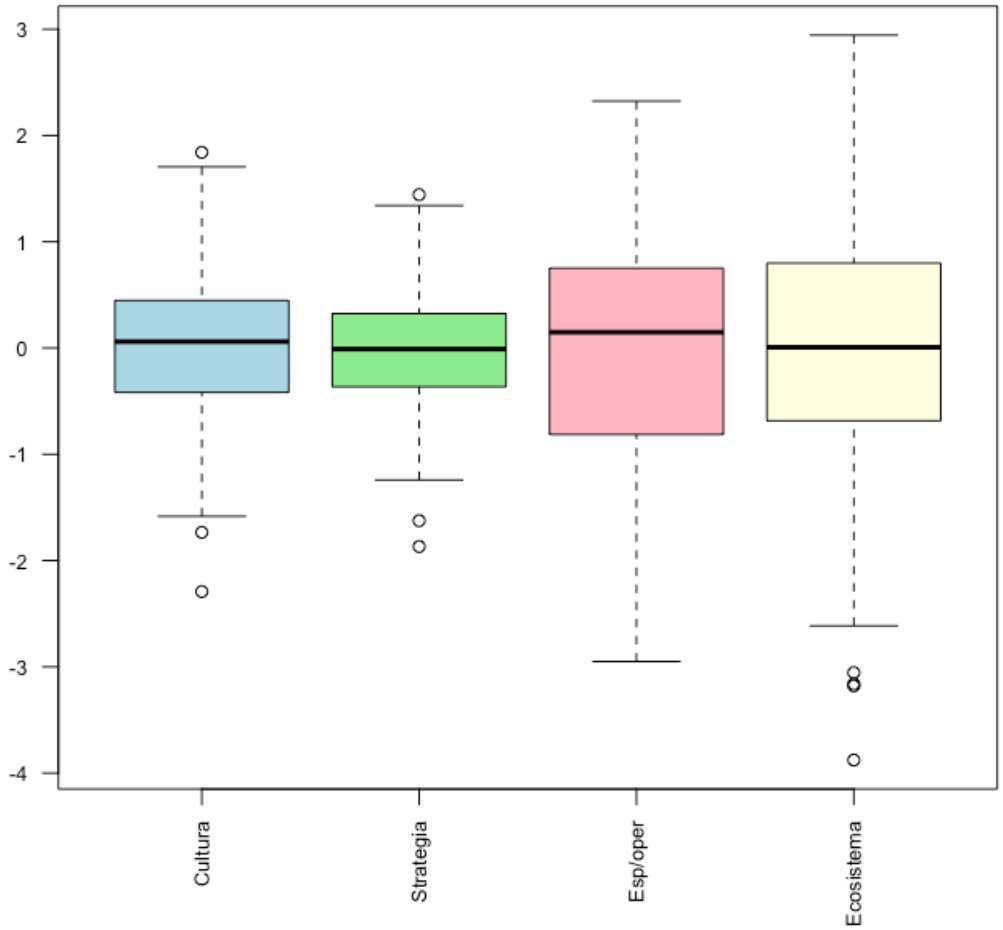
- Le dimensioni esperienza/operazioni e ecosistema digitale presentano una variabilità maggiore. Questo si può intuire dal range di valori più ampio e dal confronto della distanza fra 1° e 3° quartile (Q1 e Q3) che risulta superiore rispetto

alle altre dimensioni. Possiamo quindi dedurre che le aziende tendono a distinguersi maggiormente in queste dimensioni rispetto a cultura e strategia digitale;

- Le dimensioni cultura e strategia digitale mostrano una distribuzione più compatta, con range e distanza interquartile più contenuti. Ciò suggerisce che a livello di pianificazione, valori e consapevolezza le aziende del campione tendono ad adottare approcci più simili.

Queste due osservazioni sono confermate anche dal *boxplot* (figura 4.33), che permette di visualizzare in modo più immediato le differenze fra le diverse dimensioni.

Figura 4.33: Boxplot macrodimensioni indice di maturità



Dall'osservazione della rappresentazione grafica della distribuzione delle quattro macro-dimensioni possiamo confermare quanto ipotizzato pocanzi:

- Ecosistema ed esperienza/operazioni (etichettata come "Esp/oper" nel grafico) presentano box più estesi e alcuni valori estremi, suggerendo una maggiore variabilità dei punteggi;

- Cultura e strategia digitale presentano box più compatti e pochi *outliers*, confermando la loro maggiore compattezza rispetto alle altre due dimensioni.

4.5.3 Classificazione delle aziende in fasce di maturità

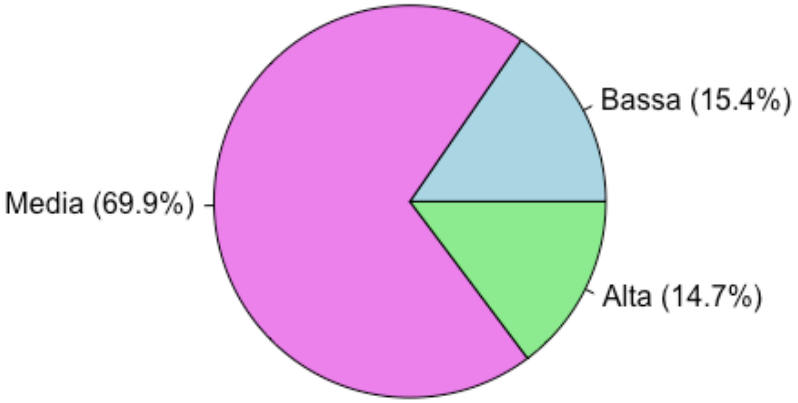
A partire dall'indice di maturità digitale si è proceduto alla classificazione delle aziende in tre fasce: bassa, media e alta maturità.

Tabella 4.16: Regola di classificazione dell'indice di maturità

Livello di maturità	Valore indice di maturità
Bassa maturità digitale	Indice < -1,91
Media maturità digitale	-1,91 ≤ Indice ≤ +1,91
Alta maturità digitale	Indice > +1,91

Nel campione analizzato la maggior parte delle aziende si colloca nella fascia media (109 su 156, pari al 69,9%), mentre 23 aziende (14,7%) presentano un livello alto di maturità digitale e 24 imprese (15,4%) rientrano nella fascia meno digitalizzata (figura 4.34).

Figura 4.34: Suddivisione delle aziende in fasce di maturità



4.5.4 Relazione tra livello di maturità e variabili strutturali

In seguito alla suddivisione delle aziende in fasce di maturità, in questo paragrafo si esploreranno le caratteristiche strutturali che contraddistinguono ciascun gruppo. L'obiettivo è quello di identificare eventuali pattern ricorrenti che possano evidenziare

relazioni tra il livello di maturità digitale dell'azienda e alcune variabili chiave: generazione aziendale, dimensione aziendale e il settore di appartenenza. Tale analisi permetterà di rispondere al secondo quesito di ricerca (Q2): e*siste una relazione tra maturità digitale e le variabili strutturali generazione, dimensione aziendale, settore, conduzione familiare e figura responsabile di digital marketing?*

4.5.4.1 Generazione aziendale

La prima variabile strutturale considerata è la *Generazione aziendale*, ovvero il momento storico di fondazione dell'azienda che permette di suddividere le imprese del campione nelle quattro categorie già viste: start-up, aziende giovani, aziende mature e aziende storiche. L'obiettivo di questa sezione sarà quello di capire se esiste una relazione tra l'anzianità dell'impresa e il suo livello di maturità digitale.

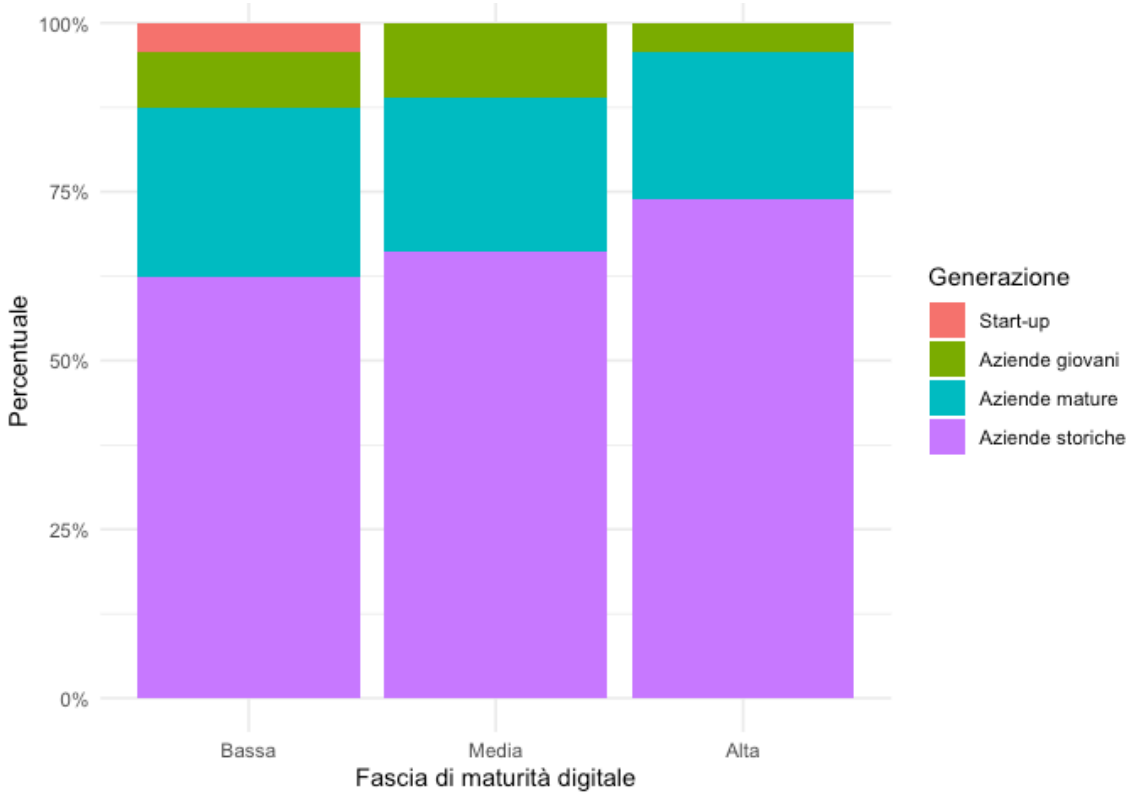
La tabella 4.17 mostra la distribuzione delle frequenze assolute delle aziende per le tre fasce di maturità operando una suddivisione per generazione. Come già evidenziato in sede di analisi esplorativa univariata, le aziende storiche risultano essere predominanti nel campione e presenti in tutte le fasce di maturità, con una concentrazione più elevata nella fascia media.

Tabella 4.17: Frequenze assolute delle aziende per generazione e fascia di maturità digitale

Fascia di maturità	Start-up	Aziende giovani	Aziende mature	Aziende storiche	Totale
Bassa	1	2	6	15	24
Media	0	12	25	72	109
Alta	0	1	5	17	23
				Totale aziende del campione	156

Tuttavia, per evidenziare appieno la composizione interna delle fasce si è ritenuto più utile considerare la distribuzione delle frequenze relative. La figura 4.35 rappresenta graficamente la composizione percentuale delle generazioni aziendali all'interno dei tre livelli di maturità digitale.

Figura 4.35: Distribuzione delle generazioni (%) nelle fasce di maturità



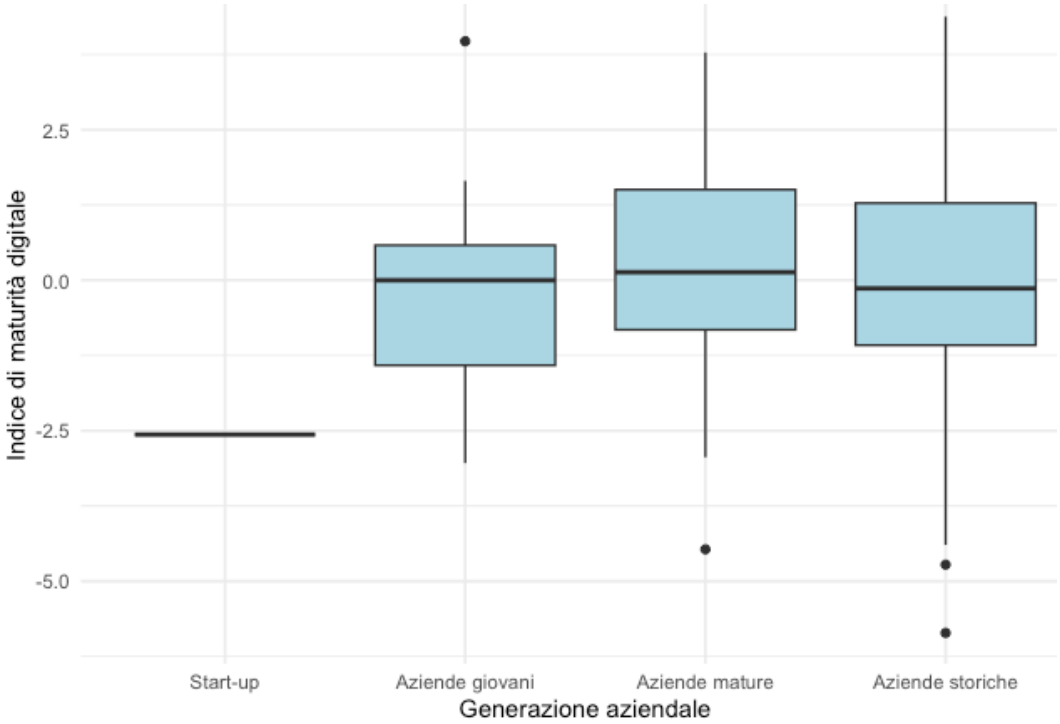
L'analisi della figura 4.35 conferma che in tutte e tre le fasce di maturità individuate, le aziende storiche prevalgono, con una percentuale crescente al crescere della maturità: queste rappresentano il 62,5% delle aziende a bassa maturità, il 66,1% di quelle nella fascia media e il 73,9% tra le imprese più digitalizzate. Le realtà rientranti nella coorte delle aziende mature risultano essere equamente distribuite nelle tre fasce di maturità, rappresentando il 25% delle aziende con maturità bassa, il 22,9% nella fascia media e infine il 21,7% delle imprese più digitalizzate. Passando invece alle aziende rientranti nella generazione delle aziende giovani queste rappresentano l'8,3% nella fascia bassa, l'11% delle imprese con maturità media e il 4,3% della fascia alta. Infine, le start-up sono presenti solo nella fascia bassa, con una quota del 4,2%, ma trattandosi di una singola azienda non è possibile trarre conclusioni generalizzabili.

Dai risultati emersi possiamo notare che la presenza delle aziende storiche aumenta all'aumentare del livello di maturità digitale, suggerendo che la lunga esperienza accumulata da queste realtà nel mercato abbia favorito la loro trasformazione. Tuttavia, notando anche la presenza di aziende appartenenti alla coorte delle mature e delle giovani nella fascia di maturità più alta, possiamo intuire come l'età aziendale da sola non basti a spiegare il livello di digitalizzazione raggiunto dalle aziende. Seguendo quanto suggerito

da Teece et al. (1997), ciò che conta realmente è la capacità delle imprese di adattarsi e innovare, in altre parole il successo dell'organizzazione dipende dalle sue capacità dinamiche: le aziende che raggiungono alti livelli di digitalizzazione lo fanno grazie al superamento della loro inerzia organizzativa (Hannan & Freeman, 1984).

Per confermare l'ipotesi che la generazione aziendale non influenzi il livello di digitalizzazione si è analizzata la distribuzione dell'indice di maturità per ciascuna coorte e i risultati sono stati riassunti graficamente nella figura 4.36.

Figura 4.36: Boxplot dell'indice di maturità digitale per generazione aziendale



Il *boxplot* evidenzia come le mediane – ovvero i valori centrali dell'indice per ciascun gruppo – siano simili fra le quattro generazioni, suggerendo che in generale le imprese appartenenti alle diverse coorti non presentino livelli di maturità così differenti. Tale affermazione è confermata anche dai risultati del test ANOVA (*Analysis of Variance*), un'analisi statistica che permette di confrontare le medie tra più gruppi (Fisher, 1925). In questo caso, il test non ha evidenziato nessuna differenza significativa tra le coorti (F = 0,737; p-value = 0,532). In altre parole, possiamo concludere come l'età dell'azienda non sembra influire in modo rilevante sul livello di maturità digitale raggiunto dall'impresa.

4.5.4.2 Dimensione aziendale

La seconda variabile strutturale considerata è quella relativa alla *Dimensione aziendale*, definita sulla base della classificazione suggerita da Rizzi (2025) che prevede la definizione di quattro categorie: micro, piccole, medie e grandi imprese. L'obiettivo di questa sezione sarà evidenziare un'eventuale relazione tra la dimensione dell'azienda e il suo livello di maturità.

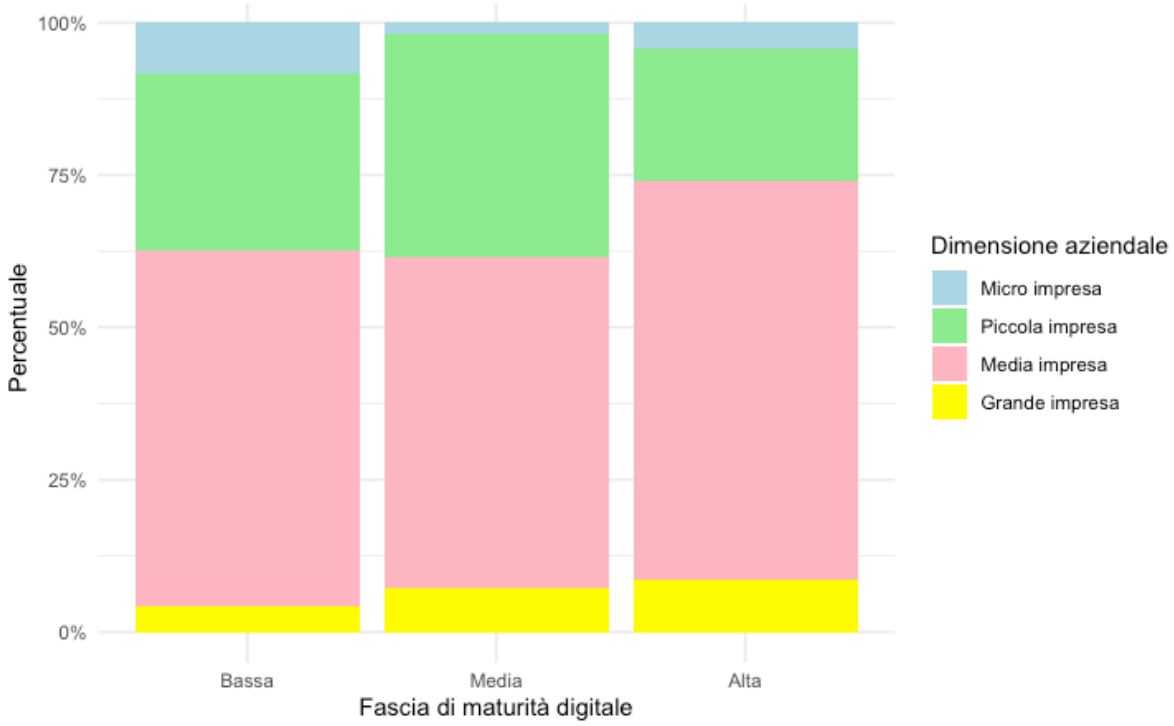
Tabella 4.18: Frequenze assolute delle aziende per dimensione aziendale e fascia di maturità digitale

Fascia di maturità	Microimpresa	Piccola impresa	Media impresa	Grande impresa	Totale
Bassa	2	7	14	1	24
Media	2	40	59	8	109
Alta	1	5	15	2	23
Totale aziende del campione					156

Dalla tabella 4.18 è evidente come le medie imprese rappresentino la categoria più numerosa in tutte e tre i livelli di maturità. Questo dato risulta coerente con quanto emerso in sede di analisi esplorativa univariata, dove le realtà rientranti in questa fascia dimensionale risultavano dominanti nel campione (88 su 156 osservazioni).

La figura 4.37 permette di dare un'idea immediata della composizione percentuale delle fasce di maturità rispetto alle quattro categorie dimensionali. Nella fascia bassa di maturità digitale le medie imprese risultano prevalenti (58,3%), seguite dalle piccole imprese (29,2%). Le micro e le grandi imprese, seppur presenti, risultano essere una percentuale marginale, rispettivamente l'8,3% e il 4,2%. Proseguendo nell'analisi anche la fascia di maturità media presenta una composizione simile a quella appena vista: le medie imprese rappresentano il gruppo principale (54,1%), seguito dalle piccole imprese che crescono leggermente rispetto alla fascia precedente (13,7%). Le micro (1,8%) e le gradi imprese si confermano poco presenti anche in questo livello di maturità; le grandi imprese sembrano essere maggiormente rappresentate con una percentuale del 7,3%. Anche nella fascia alta le medie aziende dominano, con una presenza del 65,2% rispetto al totale, mentre le piccole imprese scendono al 21,7%. Le grandi imprese aumentano nuovamente la loro incidenza arrivando all'8,7%, mentre le microimprese rimangono ancora marginali (4,3%).

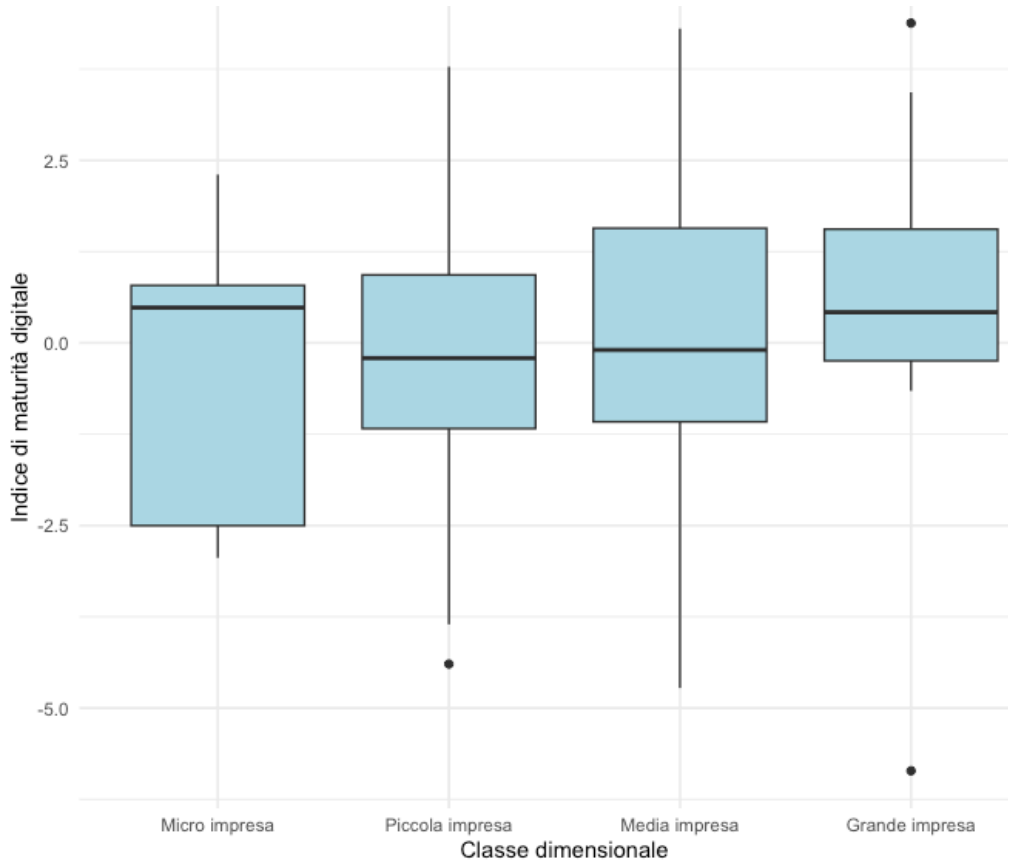
Figura 4.37: Distribuzione della dimensione aziendale (%) nelle fasce di maturità



I risultati emersi dall'osservazione della distribuzione della dimensione nelle fasce di maturità suggeriscono un possibile legame tra la scala dimensionale dell'azienda e il suo livello di digitalizzazione. Tuttavia, nonostante questa tendenza, la presenza di micro e piccole imprese anche nelle fasce più avanzate di digitalizzazione dimostra come la dimensione aziendale non rappresenti l'unico fattore determinante. Questo risultato è coerente con quanto sostenuto da Vial (2019), secondo cui la trasformazione digitale è influenzata da molteplici elementi – tra cui leadership, cultura, competenze e strategia – che possono incidere profondamente indipendentemente dalle risorse disponibili.

Al fine di completare l'analisi della possibile relazione tra dimensione aziendale e livello di digitalizzazione, si propone ora la figura 4.38 che rappresenta la distribuzione dell'indice di maturità rispetto alle quattro categorie suggerite da Rizzi (2025).

Figura 4.38: Boxplot dell'indice di maturità digitale per dimensione aziendale



Dalla figura 4.38 si osserva che la mediana relativa al valore dell'indice di maturità tende a crescere passando dalle piccole aziende alle grandi imprese, suggerendo che queste ultime siano in media più digitalizzate. Le microimprese, anche se presenti in un numero limitato nel campione, mostrano una mediana simile a quella delle grandi imprese. A prescindere dalla posizione della mediana, la grandezza simile dei box tra le categorie evidenzia una variabilità interna elevata: in ciascuna fascia dimensionale convivono realtà più e meno digitalizzate. Questo conferma che la dimensione da sola non è sufficiente a spiegare il livello di digitalizzazione raggiunto, rafforzando quanto sostenuto da Vial (2019): a fare la differenza sono soprattutto la capacità di guidare il cambiamento e l'allineamento strategico dell'organizzazione (Teece et al., 1997).

Per completare l'analisi è stato condotto anche il test ANOVA (Fisher, 1925), il quale ha restituito un valore di F = 0,595 e un p-value = 0,619. Nonostante a livello visivo il *boxplot* sembra evidenziare una maggiore digitalizzazione per le aziende medie e grandi, queste differenze non sono significative, confermando che la dimensione aziendale non influisce in modo rilevante sull'indice di maturità digitale.

4.5.4.3 Macrosettore commerciale

Al fine di esplorare la possibile relazione tra il settore di attività (X101) e il livello di maturità digitale dell'azienda, si è adottata la medesima classificazione in macrosettori utilizzata per la profilazione dei gruppi risultati dalla *Cluster Analysis* (paragrafo 4.4.2.3). Le imprese del campione sono state divise in tre principali categorie commerciali: settore produttivo (manifatturiero, agroalimentare e costruzioni), settore commerciale e logistico (commercio e trasporti) e infine servizi professionali e digitali (consulenza, ICT e altri servizi all'azienda). Questa scelta è stata dettata dal fatto che tale categorizzazione permette di facilitare la lettura e l'interpretazione dei dati.

Come era già emerso nel corso dell'analisi esplorativa, il campione è caratterizzato da una forte presenza di aziende produttive, composizione coerente con quella del tessuto imprenditoriale italiano connotato da una marcata percentuale di realtà operanti nei settori agroalimentare e manifatturiero (ISTAT 2025; Unioncamere, 2023). Il dettaglio delle frequenze assolute è riportato nella tabella 4.19.

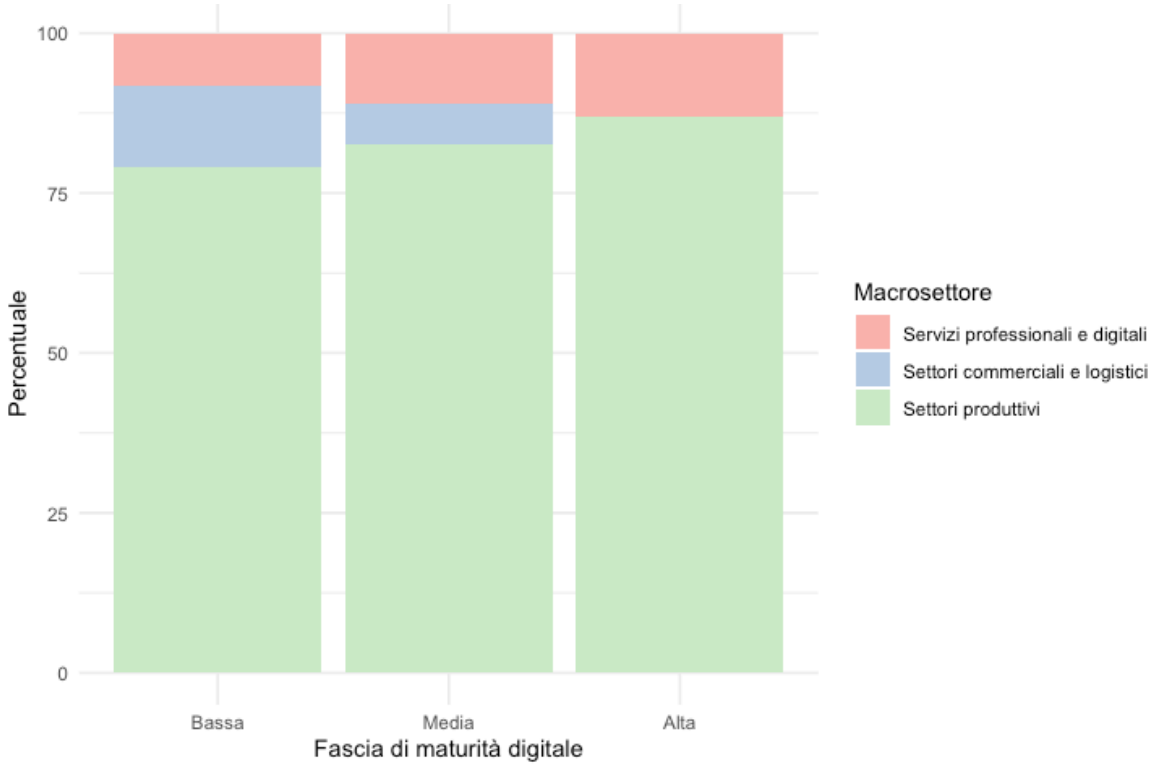
Tabella 4.19: Frequenze assolute delle aziende per macrosettore commerciale e fascia di maturità digitale

Fascia di maturità	Servizi professionali e digitali	Settore commerciale e logistico	Settore produttivo	Totale
Bassa	2	3	19	24
Media	12	7	90	109
Alta	3	0	20	23
			Totale aziende del campione	156

Osservando il grafico in figura 4.39 si nota subito la quota dominante delle aziende appartenenti ai settori produttivi in tutte le fasce di maturità. In particolare, esse rappresentano il 79,2% delle imprese con maturità bassa, l'82,6% di quelle appartenenti alla fascia media e infine l'86,6% di quelle a digitalizzazione elevata. Il progressivo aumento della quota suggerisce una certa propensione del settore produttivo alla trasformazione digitale, coerentemente con quanto rilevato a livello nazionale. Dal report diffuso da Anitec-Assinform (Associazione Italiana per *l'Information and Communication Technology*) (2024) infatti, viene evidenziato come il settore manifatturiero risulti uno dei

comparti più avanti a livello di digitalizzazione. Con riferimento invece ai settori commerciali e logistici osserviamo un trend opposto: la loro presenza diminuisce all'aumentare del livello di maturità, passando dal 12,5% nella fascia bassa al 6,4% in quella media per poi sparire completamente nel gruppo di aziende a digitalizzazione elevata. Ciò potrebbe indicare un ritardo nella transizione di questi specifici settori, ipotesi coerente con quanto riportato da Anitec-Assinform (2024), secondo cui il numero di realtà che utilizzano tecnologie all'avanguardia, come l'IA, si è ridotto di circa un quarto rispetto all'anno precedente. Infine, l'ambito dei servizi professionali e digitali mostra una crescita contenuta, ma costante, nelle tre fasce di maturità, passando dall'8,3% per il primo livello, all'11,0% per la fascia media e infine al 13,0% per quella più alta. Nonostante non si raggiungano le medesime percentuali viste nei settori produttivi, questa progressione positiva segnala una buona capacità di innovazione costante.

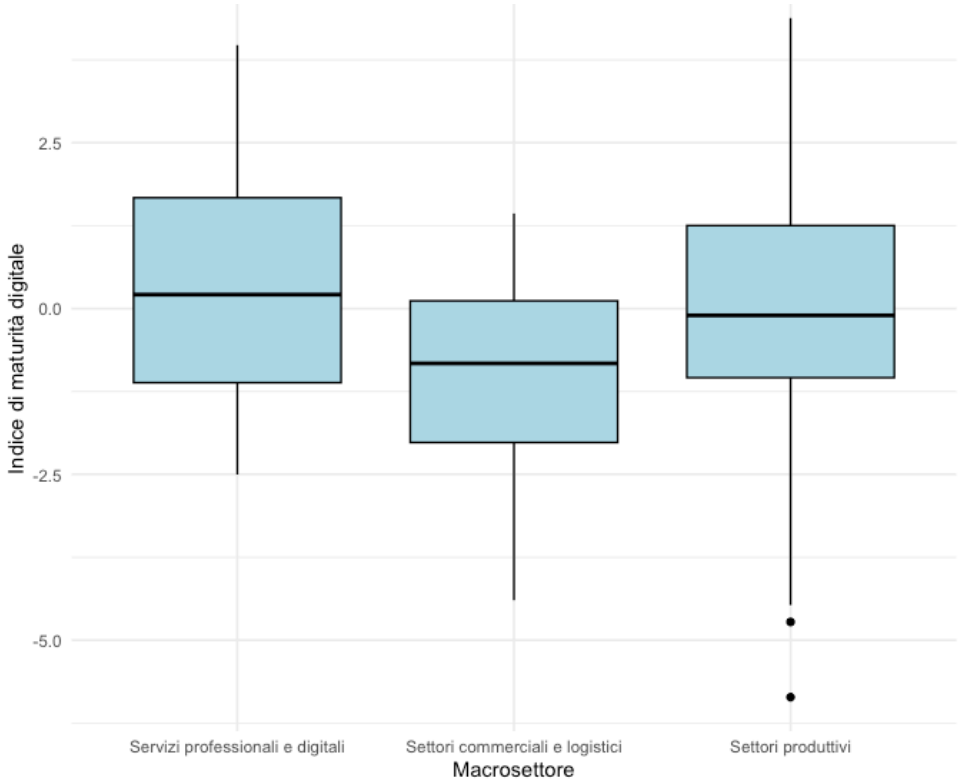
Figura 4.39: Distribuzione del macrosettore commerciale (%) nelle fasce di maturità



Al fine di completare l'analisi della relazione fra comparto commerciale e livello di maturità digitale è stata analizzata la distribuzione dell'indice rispetto ai tre macrosettori tramite la costruzione di un *boxplot* (figura 4.40). Dal grafico si osserva che il settore dei servizi professionali e digitali presenta la mediana più elevata, suggerendo un livello di

digitalizzazione più elevato rispetto agli altri gruppi. I settori produttivi mostrano una mediana intermedia, posizionandosi tra i servizi professionali e digitali e i settori commerciali e logistici. Tuttavia, questo comparto è caratterizzato da un'ampia variabilità interna: il box rappresentante la distribuzione dei valori dell'indice risulta infatti essere il più esteso rispetto agli altri settori suggerendo che, nonostante il valore intermedio della mediana, vi siano imprese con livelli di maturità digitale molto bassi. Tale osservazione risulta coerente con gli ambiti specifici rientranti in questo settore, in particolare il settore delle costruzioni presenta un livello digitalizzazione nettamente inferiore rispetto al comparto manifatturiero come riportato da Anitec-Assinform (2024). Infine, i settori commerciali e logistici si confermano avere la mediana più bassa, cioè suggerisce un grado di digitalizzazione inferiore rispetto ai gruppi precedenti e il box compatto indica una certa omogeneità nel livello di maturità delle aziende rientranti in questo gruppo.

Figura 4.40: Boxplot dell'indice di maturità digitale per macrosettore commerciale



Si è proceduto ad attuare anche in questo caso il test ANOVA (Fisher, 1925) che, come nei casi precedenti, non ha evidenziato nessuna relazione significativa tra il macrosettore di appartenenza dell'azienda e il livello di maturità ad essa associato (F = 1.608; p-value =

0.204). In altre parole, non si può concludere che il settore di appartenenza influenzi in modo determinante il livello medio di maturità digitale delle imprese.

4.5.4.4 Conduzione famigliare

Un'ulteriore variabile strutturale considerata è la conduzione familiare, ovvero la natura familiare o meno della gestione aziendale (Sole 24 Ore, 2024), rilevata tramite una variabile dicotomico (Sì/No). L'obiettivo di questa sezione specifica sarà quello di valutare se esiste una relazione tra la presenza di tale condizione nell'organizzazione e il livello di maturità raggiunto da questa.

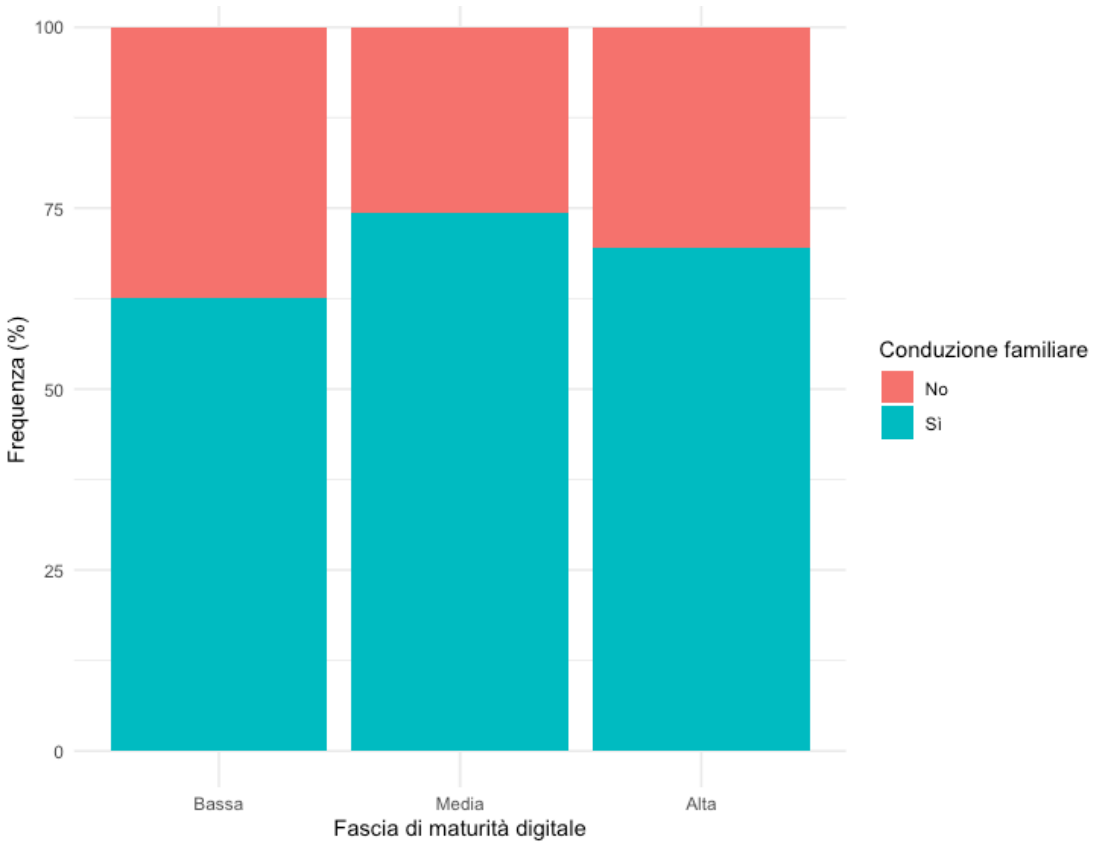
Come evidenziato dalla tabella 4.20, le imprese a conduzione familiare rappresentano la maggioranza del campione (71,8%). Data la loro forte presenza è interessante andare ad esplorare se e come questa caratteristica influenzi il livello di maturità delle aziende.

Tabella 4.20: Frequenze assolute delle aziende a conduzione familiare e fascia di maturità digitale

Fascia di maturità	No	Sì	Totale
Bassa	9	15	24
Media	28	81	109
Alta	7	16	23
		Totale aziende del campione	156

La distribuzione percentuale della variabile strutturale in esame, all'interno delle tre fasce di maturità, è rappresentata dalla figura 4.41. Coerentemente con la composizione del campione, la quota maggioritaria è occupata dalle *Family Business* in tutti i livelli di digitalizzazione: esse rappresentano il 62,5% delle aziende a bassa maturità, il 74,3% di quelle a maturità intermedia e il 69,6% del gruppo più avanzato. Dall'osservazione del loro andamento nei tre gruppi sembra non esserci un legame evidente tra la variabile "conduzione familiare" e il valore dell'indice di maturità.

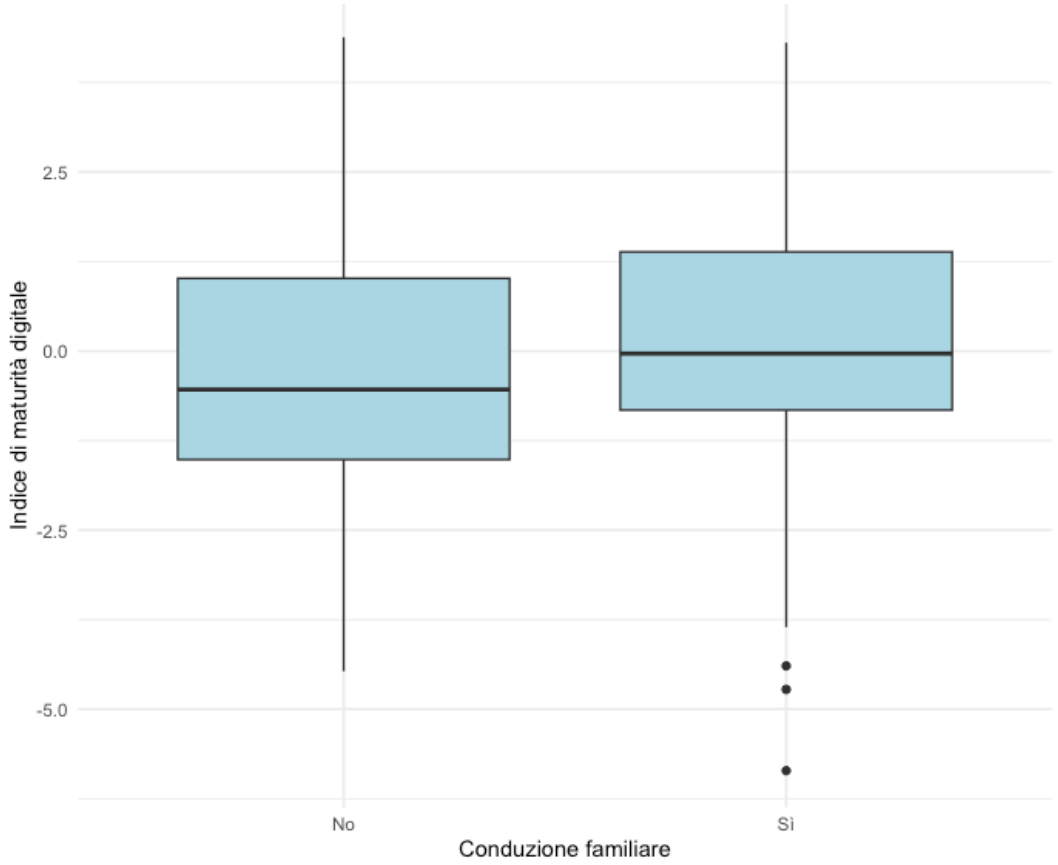
Figura 4.41: Distribuzione della conduzione familiare (%) nelle fasce di maturità



Per confermare l'ipotesi dell'assenza del legame è stata analizzata la distribuzione dell'indice di maturità per le due modalità della variabile strutturale (figura 4.42). Dal *boxplot* si nota una mediana maggiore per le imprese a conduzione familiare, suggerendo una maturità digitale superiore. Tuttavia, considerando la dimensione dei box si osserva che entrambi i gruppi hanno una variabilità interna simile, con la presenza sia di aziende altamente digitalizzate sia di realtà con livelli di maturità più contenuti in entrambe le categorie. Tale osservazione è confermata anche dai risultati del test ANOVA (Fisher, 1925), che non evidenzia nessuna differenza statisticamente significativa tra i due gruppi (F = 1,09; p-value = 0,298). In conclusione, pur riconoscendo alcune variazioni nei valori assunti dall'indice di maturità, non si può affermare che il livello di digitalizzazione sia influenzato dalla natura familiare o meno della conduzione aziendale. Questa conclusione risulta in linea con quanto emerso anche a livello teorico. Come sottolineato da Daskalopoulos e Machek (2023), la letteratura su questo tema è ancora limitata e presenta una forte eterogeneità: l'effetto della natura familiare sulla trasformazione digitale può

dipendere da molteplici fattori, non sempre riconducibili direttamente alla tipologia di governance aziendale.

Figura 4.42: Boxplot dell'indice di maturità digitale per conduzione familiare



4.5.4.5 Figura responsabile del digital marketing

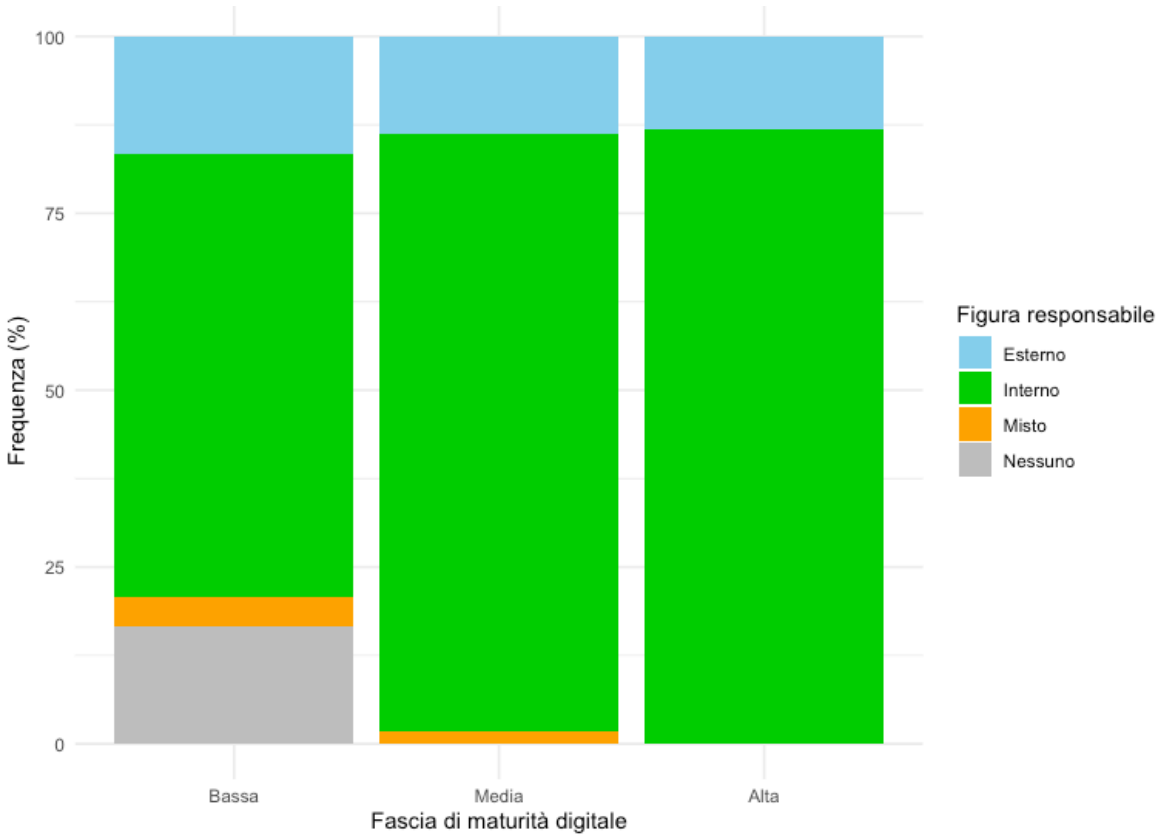
In questa sezione si intende analizzare l'eventuale relazione fra il livello di maturità digitale dell'impresa e la figura responsabile del digital marketing. Per facilitare la lettura e l'interpretazione dei dati, si utilizza la medesima riclassificazione in quattro macrocategorie già introdotta nella profilazione dei cluster (paragrafo 4.4.2.3): Nessuno, Interno, Esterno e Misto. Questa suddivisione sintetizza le nove modalità originarie della variabile, aggregandole in base alla natura e alla collocazione della figura del responsabile. Per il dettaglio sulla distribuzione delle modalità nelle tre fasce si rimanda alla tabella 4.21, dalla cui osservazione emerge subito la netta prevalenza di aziende che scelgono di mantenere interna la responsabilità delle attività di digital marketing.

Tabella 4.21: Frequenze assolute del responsabile digital marketing e fascia di maturità digitale

Fascia di maturità	Esterno	Interno	Misto	Nessuno	Totale
Bassa	4	15	1	4	24
Media	15	92	2	0	109
Alta	3	20	0	0	23
				Totale aziende del campione	156

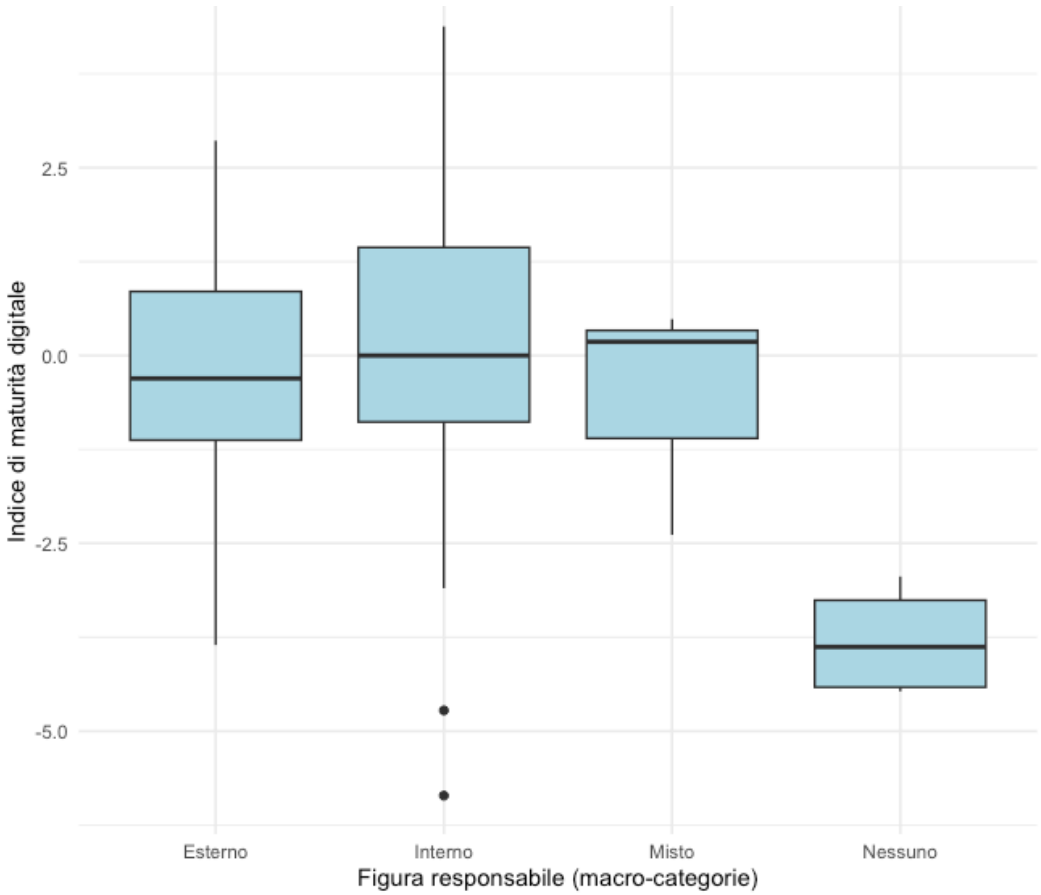
Si propone la distribuzione delle modalità della variabile strutturale in esame rispetto alle tre fasce di maturità digitale individuate, rappresentata in figura 4.43. Coerentemente con la composizione del campione, in tutti i livelli di digitalizzazione prevale la figura interna del responsabile di digital marketing, con una presenza crescente: il 62,5% nel gruppo a bassa maturità, l'84,4% nella fascia media e l'86,9% nel gruppo a digitalizzazione elevata. Questo trend suggerisce che la presenza di una figura interna dedicata alla gestione delle attività digital sia un elemento comune tra le aziende con una maturità elevata. La figura in *outsourcing* (agenzia esterna) si mantiene stabile attorno al 13-16%, mentre la categoria nessuno – cioè aziende senza una figura dedicata – compare solo tra le realtà a bassa maturità (16,7%) e scompare nelle altre due fasce, suggerendo un possibile legame tra assenza di responsabilità e digitalizzazione limitata. La soluzione mista è invece residuale in tutte le fasce. La lettura del grafico sembra suggerire che la gestione interna del digital marketing favorisca le aziende nel processo di trasformazione digitale, le quali ottengono una valutazione migliore rispetto all'indice di maturità.

Figura 4.43: Distribuzione della figura del responsabile di digital marketing (%) nelle fasce di maturità



Al fine di definire la potenziale relazione tra la tipologia di figura responsabile del digital marketing e il livello di maturità digitale presentato dall'azienda, si propone un *boxplot* per un confronto diretto tra i punteggi dell'indice dei quattro gruppi (figura 4.44). Dalla sua osservazione emerge chiaramente che le aziende prive di una figura specificamente incaricata per la supervisione delle attività digitali (categoria "Nessuno") mostrano un livello di maturità significativamente inferiore rispetto agli altri gruppi, con una mediana molto più bassa e una distribuzione concentrata nei valori negativi. Al contrario, le imprese che dispongono di una figura interna o di un team misto presentano una mediana più elevata e una maggiore variabilità interna, segnalando la presenza sia di realtà altamente digitalizzate sia di altre con livelli più contenuti. Le aziende che si affidano a una figura esterna (es. agenzia) si collocano in posizione intermedia tra i due estremi.

Figura 4.44: Boxplot dell'indice di maturità digitale per la figura responsabile del digital marketing



Quanto emerso visivamente dal *boxplot* è confermato dai risultati del test ANOVA (Fisher, 1925) che mostrano una differenza statisticamente significativa nei livelli medi di maturità digitale (F = 6,512 e p-value = 0,0004). In altre parole, la presenza e la natura della figura responsabile del digital marketing sembrano effettivamente influire sul grado di trasformazione digitale raggiunto dall'impresa.

Per approfondire le differenze messe in luce dall'analisi ANOVA, si è applicato il test di confronto multiplo di Tukey (Tukey, 1949). Questo rappresenta una tecnica statistica utilizzata dopo l'ANOVA per confrontare tutte le possibili coppie di gruppi e individuare quali differenze tra le medie siano statisticamente significative. Alla luce dei risultati del test possiamo concludere che le imprese prive di una figura responsabile mostrano un livello di digitazione significativamente inferiore rispetto sia alle aziende con una figura interna (p = 0.0002), sia rispetto a quelle con una figura esterna (p = 0.0026). Le differenze tra le modalità interno, esterno e misto non risultano significative, suggerendo che ciò che fa davvero la differenza non è tanto la natura della figura responsabile, quanto l'assenza o meno di un ruolo specifico volto alla gestione del digital marketing.

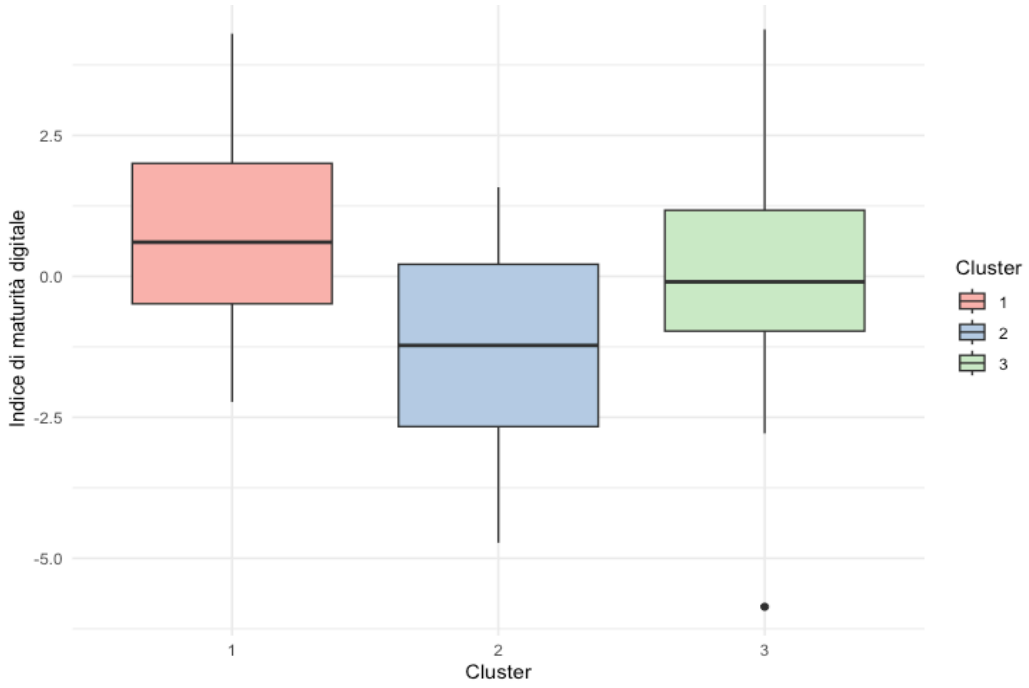
4.5.4.6 Livello di maturità dei cluster

In questa sezione si esploreranno i tre gruppi individuati tramite il processo di *Cluster Analysis* svolto al paragrafo 4.4.2 in relazione alla distribuzione dell'indice di maturità interno a ciascun cluster. Di seguito si propone il *boxplot* (figura 4.45) relativo alla distribuzione dell'indice di maturità per ciascun gruppo e la tabella 4.22 contente i dettagli delle statistiche descrittive principali.

Tabella 4.22: Statistiche descrittive dell'indice di maturità per cluster

Cluster	Numerosità	Media	Mediana	Minimo	Massimo	Deviazione Standard
1	56	0,843	0,606	-2,23	4,31	1,63
2	38	-1,37	-1,22	-4,72	1,58	1,79
3	62	0,0761	-0,0973	-5,86	4,38	1,75

Figura 4.45: Boxplot dell'indice di maturità digitale per i cluster

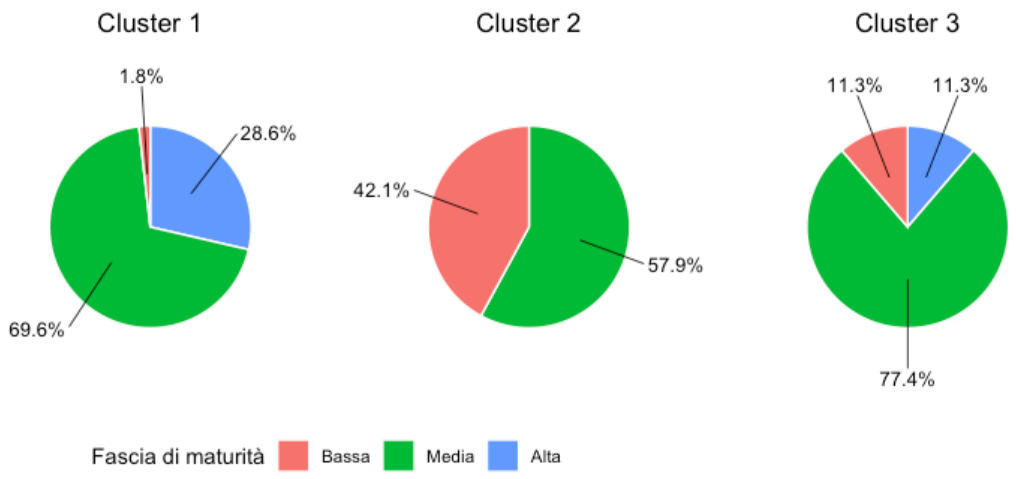


Osservando la tabella e il grafico emergono delle differenze interessanti tra i tre gruppi. Il cluster 2 presenta i valori più bassi dell'indice di maturità con una media di -1,37 e mediana pari a -1,22. Inoltre, l'intervallo dei suoi valori risulta compreso principalmente tra punteggi negativi. Questo conferma il profilo di un gruppo con livelli di digitalizzazione ancora bassi.

Al contrario, il cluster 1 è caratterizzato da una maturità medio-alta, con la mediana più elevata tra i tre gruppi (0,61) e una media pari a 0,84. La sua distribuzione appare concentrata per lo più verso valori positivi: le aziende appartenenti a questo cluster risultano quindi mediamente più digitalizzate rispetto al resto del campione.

Infine, il cluster 3 si colloca in posizione intermedia con una media di 0,08 e una mediana pari a -0,10, presenta valori distribuiti sia positivamente che negativamente, suggerendo un gruppo eterogeneo che comprende aziende con livelli di digitalizzazione molto diversi tra loro.

Figura 4.46: Composizione (%) delle fasce di maturità all'interno dei cluster



Quanto emerge dalla figura 4.46 risulta essere in linea con quanto risultato dall'osservazione delle statistiche descrittive e il *boxplot* precedentemente commentati. Il cluster 1, con il livello di maturità più elevato, include una quota consistente di aziende in fascia media (69,6%) e alta (28,6%), con una sola azienda in fascia bassa. Il cluster 2 evidenzia invece un profilo opposto: il 42,1% delle aziende rientra nella fascia bassa, mentre il restante 57,9% si concentra nella fascia media. Infine, il cluster 3 si caratterizza per una composizione più eterogenea, con una prevalenza di imprese nella fascia media (77,4%), ma anche una quota simile di aziende ad alta e bassa maturità (11,3%), confermandone la posizione intermedia.

In relazione a quanto emerso possiamo quindi associare delle etichette descrittive a ciascun gruppo che ne sintetizzi il livello di maturità associata:

- Cluster 1 – Alta maturità digitale. È il gruppo con i valori dell'indice più elevati (media = 0,84; mediana = 0,61) e presenta una forte concentrazione di aziende nelle fasce media (69,6%) ed alta (28,6%), con una sola azienda in fascia bassa;
- Cluster 2 – Bassa maturità digitale. Mostra i punteggi più bassi dell'indice (media = -1,37; mediana = -1,22) e una composizione dominata da aziende in fascia bassa (42,1%) e media. Al suo interno non è presente nessuna impresa con valori tali da rientrare nel livello alto di digitalizzazione;
- Cluster 3 – Media maturità digitale. Si colloca in posizione intermedia rispetto agli altri due gruppi (media = 0,08; mediana = -0,10) e risulta composto da aziende eterogenee, distribuite tra tutte e tre le fasce di maturità, con una prevalenza nella fascia media (77,4%).

5 Discussione

In questo capitolo si andranno ad esplorare i risultati emersi delle analisi svolte sul dataset con l'obiettivo di rispondere alle domande di ricerca alla base del presente elaborato (paragrafo 5.1):

- *Q1a: Quali sono le dimensioni da valutare per la definizione della maturità digitale di un'azienda?*
- *Q1b: È possibile definire un indice composito di maturità basato su tali dimensioni?*
- *Q2: Esiste una relazione tra maturità digitale e le variabili strutturali generazione, dimensione aziendale, settore, conduzione familiare e figura responsabile di digital marketing?*

Il capitolo si conclude con il paragrafo 5.2 dedicato ai limiti della ricerca, seguito da una riflessione sulle implicazioni pratiche e possibili sviluppi futuri (paragrafo 5.3).

5.1 Discussione

Il primo quesito di ricerca richiedeva l'identificazione delle dimensioni fondamentali per la valutazione della maturità digitale di un'azienda. Per poter rispondere alla domanda si è svolta un'analisi delle componenti principali (PCA) condotta su 75 variabili numeriche relative a pratiche e strumenti digitali, la quale ha restituito 16 PC. In seguito all'esplorazione del significato connesso a ciascuna componente mediate l'identificazione delle variabili con i *loadings* più elevati, è stato possibile associare ciascuna di esse a una o più dimensioni teoriche. Dai dati a disposizione sono emerse cinque aree principali di quelle delineate da Teichert (2019): "cultura digitale", "strategia digitale", "ecosistema digitale", "approfondimento ed esperienza del cliente" e infine "processi e operazioni digitali". Per il dettaglio sulla composizione delle singole PC e sulla dimensione di maturità teorica associata si rimanda alla tabella 4.6. A sostegno della bontà delle dimensioni individuate, Ochoa-Urrego e Peña (2020) confermano che queste rientrano nei sei elementi dominanti della costruzione di *Digitl Maturity Models.* Nonostante l'individuazione di 5 fattori, come suggerito da Kane et al. (2015), è stato deciso di accorpare le dimensioni "approfondimento ed esperienza del cliente" e "processi e operazioni digitali" in un'unica area di studio in quanto spesso concordi nel loro andamento: le aziende che eccellono in una delle due dimensioni tendono a mostrare buoni livelli anche nell'altra.

L'individuazione di più fattori latenti, misuranti aspetti diversi del livello di digitalizzazione di un'impresa, confermano quanto sostenuto da Teichert (2019) e Hortovanyi et al. (2023): la maturità è un costrutto multidimensionale che non dipende esclusivamente dall'adozione di tecnologie o strumenti, ma richiede allineamento strategico, coerenza culturale e competenze trasversali. La sua complessità si riflette anche nell'osservazione delle imprese del campione: alcune presentano livelli elevati di maturità in aree specifiche, come la gestione dei social media o l'uso sistematico di KPI e strumenti di monitoraggio, ma risultano essere deboli in dimensioni come la pianificazione o la diffusione della cultura digitale. Tale eterogeneità suggerisce che il percorso di digitalizzazione non può essere rappresentato come un processo lineare e standardizzato: una stessa organizzazione può essere matura in alcuni ambiti e ancora immatura in altri, richiedendo valutazioni basate sui punti di forza e di debolezza di ciascuna impresa.

Il secondo quesito riguarda la possibilità di costruire un indice sintetico, basato sulle diverse dimensioni di maturità, capace di valutare il livello di digitalizzazione raggiunto da un'azienda. Per la definizione dell'indicatore si è scelto di sintetizzare i punteggi delle 16 componenti principali frutto della PCA in quattro macro-dimensioni teoriche coerenti con quelle identificate da Teichert (2019): "cultura digitale", "strategia digitale" "esperienza/operazioni digitali" ed "ecosistema digitale". Ciascuno di questi macro-elementi rappresenta così un costrutto unitario e coerente che comprende più sfaccettature specificamente rilevate dalle PC che lo compongono. Ad esempio, la "cultura digitale" è espressa sia dall'attenzione dedicata alle tematiche di sostenibilità, sia dalla diffusione interna ed esterna dei valori aziendali. Per il dettaglio relativo all'imputazione delle singole PC alle diverse dimensioni teoriche si rimanda alla tabella 4.14. Dalla sua osservazione si nota come le macroaree definite non siano composte dallo stesso numero di componenti principali e per tale motivo si è scelto di calcolare il valore della singola macro-dimensione come media dei punteggi delle PC ad essa associate, come suggerito da Gerbing e Anderson (1988). Così facendo ciascuna delle quattro macro-dimensioni individuate contribuisce in maniera equilibrata alla determinazione del punteggio dell'indice, indipendentemente dal loro numero di componenti principali. Infine, per il calcolo dell'indicatore di maturità si sono sommati i valori delle macroaree, coerentemente con quanto suggerito da Voss et al. (2024). La costruzione dell'indice si è rivelata utile al fine di segmentare le imprese in fasce di maturità (bassa, media, alta) in

base alla distanza dei loro punteggi dalla media, seguendo la regola empirica suggerita da Pukelsheim (1994) (tabella 4.16).

Nonostante l'indicatore costruito funzioni, è bene precisare che se da un lato rappresenta uno strumento utile per confrontare il livello di digitalizzazione delle imprese fra loro, dall'altro rischia di semplificare troppo la realtà. Ad esempio, due imprese con lo stesso valore complessivo potrebbero avere profili profondamente differenti: una potrebbe essere molto avanzata nella cultura e nella strategia digitale, ma carente nell'ecosistema digitale; l'altra, al contrario, potrebbe avere una buona valutazione dell'ecosistema e presentare delle lacune dal punto di vista strategico. Per questo motivo l'indice non deve essere considerato come un giudizio assoluto sul livello di digitalizzazione, ma piuttosto come un'indicazione generale, da integrare sempre con un'analisi disaggregata per ogni dimensione.

L'indice costruito in questa ricerca non ambisce a catturare ogni aspetto della trasformazione digitale, ma rappresenta una sintesi utile e teoricamente fondata per misurare e confrontare il livello di maturità digitale tra le imprese analizzate. Pur semplificando una realtà articolata, si dimostra uno strumento operativo concreto, capace di guidare analisi comparative, riflessioni strategiche e processi di autovalutazione. A condizione che venga utilizzato in modo consapevole e sempre accompagnato da una lettura più approfondita delle singole dimensioni, l'indice può offrire un valido contributo alla comprensione e al monitoraggio del percorso digitale delle imprese.

L'ultima domanda di ricerca mira a verificare l'esistenza di una relazione tra il livello di maturità delle aziende e alcune loro caratteristiche strutturali: generazione aziendale, dimensione, settore commerciale, conduzione familiare e figura del responsabile del digital marketing. Lo scopo è comprendere se e in che modo queste variabili influenzano il livello di digitalizzazione dell'impresa. In particolare, sono state condotte due tipologie di analisi:

- Analisi descrittive, tramite il calcolo di medie e mediane, con il supporto di *boxplot* per visualizzare la distribuzione dell'indice di maturità digitale nelle diverse modalità delle variabili strutturali;
- Analisi inferenziali: calcolo dell'ANOVA (Fisher, 1925) per verificare eventuali differenze statisticamente significative tra i gruppi e, in caso di esito positivo,

attuazione del test di Tukey (Tukey, 1949) per identificare le coppie di modalità effettivamente diverse.

Grazie a questi test si è potuto valutare in modo rigoroso se e quanto le caratteristiche strutturali considerate influenzassero il livello di digitalizzazione delle imprese del campione.

- **Generazione aziendale**. Nonostante i dati evidenzino una maggiore presenza di aziende storiche nelle fasce di media e alta maturità digitale e di aziende giovani nei livelli più bassi, il test ANOVA non ha rilevato nessuna differenza statisticamente significativa tra i gruppi (p-value = 0,532). Ciò implica che la generazione aziendale non è un fattore che isolatamente può influenzare il livello di digitalizzazione di un'impresa. Questo conferma quanto sostenuto dalla letteratura, secondo la quale non è l'età aziendale che determina la maturità dell'impresa, bensì le sue capacità di adattamento (Hannan & Freeman, 1984; Teece et al., 1997; Vial, 2019);
- **Dimensione aziendale**. Le analisi mostrano una prevalenza di aziende di dimensioni maggiori, soprattutto medie, nelle fasce più alte di maturità, mentre piccole e microimprese risultano principalmente presenti nelle fasce inferiori. Nonostante questo suggerisca una possibile relazione tra dimensione e grado di digitalizzazione, il test ANOVA non ha evidenziato nessuna differenza significativa (p-value = 0,619). Quanto emerso risulta in linea con quanto sostenuto da Vial (2019): il livello di digitalizzazione di un'azienda non dipende unicamente dalla sua scala, ma dalla capacità di orientare consapevolmente le proprie risorse verso attività volte all'innovazione e al miglioramento continuo;
- **Settore commerciale**. I settori produttivi – manifatturiero, agroalimentare e costruzioni – si confermano dominanti nelle tre fasce di maturità con una presenza significativa nel livello di digitalizzazione più elevato, coerentemente con quanto emerso dalla letteratura che definisce le aziende manifatturiere particolarmente mature sul piano digitale (Antitec-Assinform, 2024). Tuttavia, anche in questo caso il test ANOVA non rileva differenze significative (p-value = 0,204), suggerendo che nemmeno il settore di appartenenza dell'azienda sia un fattore determinante per un buon livello di maturità digitale;
- **Conduzione familiare**. Le imprese a conduzione familiare prevalgono in tutte le fasce di maturità, coerentemente con la loro dominanza nel campione. Tuttavia, come confermato dal test ANOVA (p-value = 0,298), non si rilevano differenze

significative tra le due modalità della variabile strutturale, suggerendo che la natura familiare dell'azienda non rappresenti un ostacolo alla digitalizzazione come affermato da Daskalopoulos e Machek (2023).

- **Figura responsabile del digital marketing**. Dalle analisi svolte, questa si conferma essere l'unica caratteristica aziendale di quelle considerate ad avere una relazione con il valore dell'indice di maturità digitale: il test ANOVA conferma la sua significatività, con un p-value pari a 0,0004. Il test di Tukey ha evidenziato che le imprese prive di una figura responsabile presentano un grado di digitalizzazione minore rispetto a coloro che ne definiscono una. Possiamo quindi concludere che la presenza di una figura dedicata rappresenta un fattore chiave per l'avanzamento digitale dell'azienda, coerentemente con quanto affermato in letteratura da Hortovanyi et al. (2023): ad un livello maggiore di maturità digitale risulta necessario dotarsi di una figura specializzata capace di gestire in modo coerente ed efficace la presenza e le attività online dell'organizzazione.

5.1.1 *Cluster Analysis* e maturità digitale

Per completare l'analisi è stata svolta una *Cluster Analysis* utilizzando il metodo gerarchico del *k-means* basato sui punteggi delle 16 componenti principali emerse dalla PCA (James et al., 2023: Everitt et al., 2011). L'obiettivo era identificare profili di imprese con comportamenti digitalmente simili e verificare se i cluster individuati riflettessero fasi di maturità differenti.

I risultati della clusterizzazione hanno portato alla definizione di tre cluster distinti (tabella 4.13). In un secondo momento, in seguito alla costruzione dell'indicatore di maturità, si è analizzato il valore medio dell'indice all'interno di ciascun cluster. Da tale operazione è emerso che i tre gruppi rappresentano tre profili di aziende in differenti fasi di maturità digitale, confermando la bontà della segmentazione. A partire da quanto emerso dalle due analisi attuate, è stato possibile interpretare i tre gruppi come segue:

- Cluster 1: Data-driven operativi – Alta maturità digitale. In questo gruppo vi rientrano le imprese più digitalmente mature, come confermano i punteggi associati ad esse dall'indice che le colloca esclusivamente nelle fasce media e alta. Le realtà appartenenti a questo cluster sono prevalentemente di piccole e medie dimensioni, appartenenti alle coorti mature e storiche e principalmente operanti nei settori produttivi. Il loro approccio alla digitalizzazione si

caratterizza per l'ampio utilizzo di strumenti analitici e KPI, usati per ottimizzare e monitorare costantemente la propria presenza e le proprie attività online. Inoltre, la presenza costante di una figura responsabile del digital marketing in tutte le aziende del cluster, con una prevalenza della modalità interna, suggerisce un modello di integrazione strategica e strutturale del digitale all'interno dell'organizzazione. Il fatto che la figura sia, nella maggior parte dei casi, interna all'impresa implica la presenza di competenze consolidate e in continua evoluzione, sviluppate e gestite all'interno dell'azienda stessa, a conferma di un approccio maturo e autonomo alla trasformazione digitale. In linea con quanto affermato da Hortovanyi et al. (2023), queste imprese mostrano che la maturità digitale si costruisce attraverso l'integrazione di elementi strategici, culturali e operativi, e non come semplice esito dell'introduzione di tecnologie.

- Cluster 2: Tradizionali emergenti – Bassa maturità digitale. Questo gruppo si distingue per i punteggi più bassi dell'indice di maturità, con una netta concentrazione delle aziende nelle fasce medio-basse. In particolare, le realtà di questo cluster sono di dimensioni contenute, risultano appartenere a coorti diverse e anche a livello settoriale possiamo notare una certa eterogeneità. Dal punto di vista operativo, queste realtà presentano un uso limitato di mezzi digitali e strumenti di monitoraggio, inoltre in molti casi manca una figura responsabile del digital marketing. In aggiunta, possiamo notare punteggi bassi anche in cultura e strategia digitale, che suggeriscono come queste imprese si trovino ancora in una fase primordiale del processo di trasformazione, in cui la digitalizzazione non è ancora integrata in modo sistematico nella visione dell'organizzazione aziendale.
- Cluster 3: Strutturati in transizione – Media maturità digitale. Questo gruppo si colloca in una fase intermedia del processo di digitalizzazione, posizionandosi tra i due cluster precedentemente descritti. I valori dell'indice mostrano che le aziende appartenenti a questo cluster si concentrano principalmente nella fascia media di maturità digitale, mentre i livelli basso e alto presentano quote equivalenti, ma marginali. Questa distribuzione conferma il carattere intermedio del gruppo: si tratta di realtà in transizione, che hanno già avviato il proprio percorso di digitalizzazione, ma devono ancora raggiungere un buon consolidamento interno. Le organizzazioni interne a questo gruppo

appartengono principalmente alla coorte delle aziende storiche, presentano dimensioni elevate (medie e grandi imprese) e si caratterizzano per una gestione principalmente familiare. I punteggi totalizzati nelle singole dimensioni evidenziano delle buone competenze in ambito strategico, operativo ed ecosistemico, ma risultano ancora deboli sul piano culturale, segnalando una digitalizzazione avviata ma non ancora pienamente consolidata. In sintesi, il cluster 3 rappresenta realtà in transizione, dotate di una struttura organizzativa matura, ma ancora limitate da ostacoli culturali che rallentano la piena integrazione del digitale.

5.2 Limiti della ricerca

Sebbene i risultati ottenuti in risposta ai quesiti di ricerca siano frutto di un approccio metodologico e teorico coerente con quanto emerso dalla letteratura, è opportuno segnalare alcune criticità legate al dataset originale, alla struttura campionaria e alla natura stessa dell'indagine. Tali limiti devono essere considerati per interpretare correttamente le evidenze emerse e i risultati associati alle tre domande di ricerca.

In primo luogo, l'analisi si basa su dati secondari[2], raccolti tramite un questionario da due soggetti terzi – Agenzia Marketing Arena e Assica – per finalità differenti rispetto a quelle della ricerca attuale. Questo ha comportato una limitazione nella disponibilità e nella selezione delle variabili ottenute da esso, le quali non sono state pensate specificamente per misurare in modo completo tutte le dimensioni teoriche necessarie a misurare il concetto di maturità digitale.

Un secondo limite riguarda la rappresentatività del campione, che non risulta in linea con la composizione media nazionale sia a livello dimensionale che settoriale. Dal punto di vista della dimensione aziendale, si osserva una scarsa presenza di microimprese, che nella realtà compongono la maggior parte del tessuto imprenditoriale italiano, mentre le medie e le grandi imprese risultano sovrarappresentate (ISTAT, 2023). Sul piano settoriale invece si conferma la prevalenza di imprese manifatturiere e agroalimentari, ma i settori dei servizi, ICT, e trasporti risultano poco descritti. A ciò si aggiunge la forte sottorappresentazione della generazione delle start-up, con un solo caso, che impedisce di trarre conclusioni affidabili riguardanti questa tipologia di impresa. La composizione

[2] Secondo Babbie (2013), i dati secondari sono informazioni già raccolte da altri soggetti rispetto al ricercatore che li analizza e risultano già disponibili per nuove indagini.

squilibrata del campione non compromette la correttezza delle analisi svolte, ma limita la generalizzazione dei risultati e impone cautela nell'estensione delle conclusioni ad altri segmenti economici e organizzativi.

Un ulteriore aspetto da considerare riguarda la costruzione dell'indice di maturità descritta al paragrafo 4.5.1: esso si basa sulle 16 componenti principali emerse dalla PCA, successivamente aggregate in quattro macro-dimensioni teoriche. Tuttavia, è importante sottolineare che tali dimensioni riflettono esclusivamente le informazioni contenute nel dataset disponibile. In altri contesti o con dati raccolti in modo più mirato, potrebbero emergere strutture differenti o dimensioni aggiuntive. Inoltre, poiché le macro-dimensioni sono state definite a posteriori sulla base dei dati raccolti e delle componenti estratte con il processo di PCA, l'indice risulta strettamente legato al campione analizzato e non può essere considerato automaticamente trasferibile ad altri settori o territori. È utile segnalare anche che le variabili del dataset originario risultavano espresse tramite scale di misurazione eterogenee e che per rendere confrontabili i punteggi di queste si è proceduto con una standardizzazione preventiva di tutte quelle considerate per l'attuazione della PCA.

In aggiunta, come già evidenziato al paragrafo 5.2.2, anche la scelta di sintetizzare le quattro-dimensioni in un unico indicatore potrebbe generare risultati forvianti che richiedono un dettaglio di analisi maggiore, in quanto tale valutazione rischia di nascondere informazioni importanti del profilo aziendale.

Infine, l'indice di maturità costruito non è stato sottoposto ad un processo di valutazione esterna, ad esempio applicandolo ad un secondo campione o confrontandolo con altri modelli già esistenti. Questa scelta è legata alla natura esplorativa della ricerca e dalla disponibilità di un solo campione di aziende. Sebbene questo non comprometta la ricerca e la coerenza nella costruzione dell'indice, si raccomanda nuovamente prudenza nel suo utilizzo in contesti diversi da quello analizzato e si evidenzia la necessità di approfondire questo aspetto in future ricerche orientate alla validazione esterna e al confronto con altri strumenti.

5.3 Implicazioni pratiche e ricerche future

I risultati di questa ricerca, nonostante i limiti precedentemente esplicitati, offrono una serie di spunti di riflessione utili alle imprese e ai professionisti del settore sia dal punto di vista pratico che teorico.

Sul piano pratico, l'indice di maturità digitale proposto rappresenta uno strumento operativo semplice e accessibile per stimare il grado di digitalizzazione di un'azienda in base a quattro macro-dimensioni riconosciute dalla letteratura accademica. Può essere utilizzato da consulenti e *decision maker* aziendali come base funzionale per analisi di mercato comparative, fornendo un riferimento pratico per la valutazione della maturità digitale raggiunta dall'impresa e il suo posizionamento rispetto ad altri player del settore con caratteristiche strutturali analoghe.

Un'ulteriore implicazione rilevante riguarda la figura del responsabile di digital marketing: come emerge dall'osservazione dei risultati del test ANOVA e del successivo test di Tukey, questa rappresenta l'unica variabile strutturale influenzante il livello di maturità digitale registrato dall'azienda. La sua presenza, soprattutto quando integrata internamente, sembra essere associata a livelli di maturità maggiori. Questo sottolinea l'importanza di investire non solo nelle tecnologie e negli strumenti protagonisti del processo di trasformazione digitale, ma anche nello sviluppo di competenze e la creazione di ruoli dedicati alla corretta gestione e guida dell'azienda nel percorso di maturità in modo strutturato e capace.

Sul piano accademico, quanto emerso dalla ricerca apre la strada a diverse prospettive di approfondimento. In primo luogo, sarà utile testare la solidità dell'indice costruito tramite la sua applicazione a campioni più ampi o in contesti geografici e settoriali differenti, così da verificarne l'affidabilità e l'adattabilità. Inoltre, future ricerche potrebbero sviluppare nuovamente l'indicatore con variabili definite specificamente per quello scopo, al fine di rappresentare correttamente tutte le dimensioni di maturità definite da Teichert (2019), evitando così le limitazioni relative all'utilizzo di dati secondari. Inoltre, sarebbe interessante integrare l'analisi con interviste o casi studi al fine di comprendere come le scelte organizzative, i valori aziendali e i processi decisionali influenzino concretamente l'evoluzione digitale dell'azienda.

Un'ulteriore riflessione interessante, che apre a possibili approfondimenti futuri, riguarda l'evoluzione dell'utilizzo dei social media B2B. Al momento della raccolta dati (2024), le piattaforme principali risultavano Facebook e LinkedIn, mentre TikTok risultava completamente assente tra i canali dichiarati dalle imprese rispondenti. Tuttavia, secondo i dati raccolti nel 2025, questo social ha registrato una crescita esponenziale di interesse e utilizzo anche nell'ottica Business-to-Business. Nel corso del tirocinio svolto presso un'azienda leader nel settore della produzione di materiale elettrico civile con target B2B, è emerso come TikTok fosse gestito in modo strutturato da

un'agenzia esterna in collaborazione con un team interno, con l'obiettivo di stimolare la domanda da parte del consumatore finale. Come spiegato dal responsabile digital marketing, la strategia prevedeva di stimolare un interesse nei consumatori finali, in modo da generare richiesta indiretta e influenzare così le scelte degli attori della filiera commerciale target dell'azienda: installatori, architetti e grossisti (Intervista in sede di tirocinio, 2025). Questa osservazione suggerisce come la scelta e l'uso dei canali social non risponda sempre a logiche lineari, ma possono essere guidati da obiettivi specifici come la generazione di domanda indiretta o la costruzione della *brand awareness* presso un pubblico non direttamente coinvolto nella decisione d'acquisto. Sarebbe quindi utile che studi futuri approfondissero non solo quali canali vengono adottati dalle aziende B2B, ma anche le finalità strategiche associate alla loro adozione.

6 Conclusioni

La trasformazione digitale rappresenta oggi una sfida cruciale per la competitività delle imprese, richiedendo non solo l'adozione di nuove tecnologie, ma anche un'evoluzione dell'organizzazione aziendale e la promozione di una cultura aperta al cambiamento e all'innovazione. Partendo da tale consapevolezza, questa ricerca ha voluto contribuire alla letteratura accademica sulla digitalizzazione aziendale attraverso lo sviluppo di un indice di maturità, capace di sintetizzare il grado di avanzamento delle imprese analizzate nel loro percorso di trasformazione.

Attraverso l'applicazione dell'analisi delle componenti principali (PCA) su un ampio set di variabili iniziali, sono emerse quattro macro-dimensioni riconosciute dalla letteratura accademica: cultura digitale, strategia digitale, esperienza e operazioni digitali e infine ecosistema digitale. L'indice costruito a partire da tali dimensioni ha permesso di valutare in modo sintetico il livello di maturità delle imprese, evidenziando una certa eterogeneità all'interno del campione: dalle analisi condotte si rileva come alcune aziende risultino già in uno stadio avanzato del processo, mentre altre si trovino ancora nelle fasi iniziali del proprio percorso di trasformazione.

Inoltre, le analisi condotte hanno evidenziato come il grado di digitalizzazione non sia determinato da una singola variabile strutturale. L'unico fattore che ha mostrato una relazione statisticamente significativa con la maturità digitale è la presenza di una figura responsabile per il digital marketing. Al contrario variabili come generazione aziendale, dimensione, settore commerciale e conduzione familiare dell'impresa non risultano discriminanti, suggerendo che la trasformazione digitale è guidata più da logiche strategiche che da determinate caratteristiche strutturali.

Infine, l'applicazione dell'indicatore di digitalizzazione sui gruppi risultati dalla *Cluster* Analysis ha fornito un'ulteriore chiave di lettura: i tre cluster individuati rappresentano infatti tre profili di imprese in differenti stadi di maturità. Questi risultati, pur non generalizzabili a causa dei limiti discussi, offrono uno spunto interessante per orientare le pratiche manageriali e i futuri approfondimenti accademici.

In sintesi, questa ricerca mostra come la maturità digitale rappresenti un fenomeno complesso e multidimensionale, che richiede alle aziende un'evoluzione strategica e culturale orientata all'adozione delle nuove tecnologie, pur rimanendo coerenti con la propria identità e con i propri obiettivi. In questo percorso, l'indice di maturità proposto può rappresentare uno strumento utile per orientarsi e comprendere il proprio

posizionamento, rappresentando così un primo passo verso una trasformazione digitale più consapevole, sostenibile e duratura.

7 Riferimenti Bibliografici

Agnihotri, R., Khashayar, A. B. e Sudha, M., 2023. Social media analytics for business-to-business marketing. *Industrial Marketing Management,* 115 (?), 110-126.

American Marketing Association. (2024, Aprile 22). What is Email Marketing? *AMA*. https://www.ama.org/marketing-news/what-is-email-marketing/?utm_medium=email&utm_source=rasa_io&utm_campaign=newsletter

Anastasi, A., & Urbina, S. (1997). Psychological testing (7th ed.). Prentice Hall. https://archive.org/details/dli.scoerat.3324psychologicaltestingseventhed/page/36/mode/2up

Ancillai, C., Bartoloni, S. e Pascucci, F., 2024. All that glitters is not gold: exploring social selling through the eyes of B2B customers. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 39 (13), 49 – 67.

Andersson, S., Aagerup, U., Svensson, L. e Eriksson, S., 2024. Challenges and opportunities in the digitalization of the B2B customer journey. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 39 (13), 160-174.

Anitec-Assinform. (2024). *Il digitale in Italia 2024: Mercati, dinamiche, policy*. NetConsulting cube. https://www.anitec-assinform.it/pubblicazioni/il-digitale-in-italia/edizioni-precedenti/il-digitale-in-italia-2024.kl

B2B Content Marketing Trends 2025, CMI. (2024, ottobre 9). Content Marketing Institute. https://contentmarketinginstitute.com/articles/b2b-content-marketing-trends-research/#use-of-content-types

Babbie, E. R. (2013). *The practice of social research* (13th ed., International ed.). Wadsworth, Cengage Learning. http://old-eclass.uop.gr/modules/document/file.php/SEP187/ΒΙΒΛΙΑ%20ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ/Babbie_The_Practice_of_Social_Research.pdf

Badyopadhyay, S. e Rishi, B., 2025. Contemporary issues in social media marketing. Google Books. https://books.google.it/books?id=ANE9EQAAQBAJ&lpg=PA52&ots=xT9ArVAw-0&dq=kpi%20performance%20b2b%20social%20media&lr&hl=it&pg=PA67#v=onepage&q&f=false

Bresciani, S., Ciampi, F., Meli, F. e Ferraris, A., 2021. Using big data for co-innovation processes: Mapping the field of data-driven innovation, proposing theoretical developments and providing a research agenda. International Journal of Information Management, 60 (?), 1-15.

Brookhart, S. M. (2004). *Classroom assessment: Strategies for student learning and teacher accountability*. Pearson Education. https://www.daneshnamehicsa.ir/userfiles/files/1/7-%20Classroom%20Assessment%20and%20Educational%20Measurement.pdf

Cartwright, S., Houngfei, L. e Raddats, C., 2021. Strategic use of social media within business-to-business (B2B) marketing: A systematic literature review. Industrial Marketing Management, 97 (?), 35-58.

Das, A. C., Gomes, M., Patidar, I. L. e Thomas, R., 2022. Social media as a service differentiator: How to win. *McKinsey & Company*. https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/social-media-as-a-service-differentiator-how-to-win

Daskalopoulos, E., & Machek, O. (2023). *Digital transformation in family businesses: A systematic literature review and research agenda.* In *Proceedings of the 19th European Conference on*

Management Leadership and Governance (ECMLG), Prague University of Economics and Business, Czech Republic.

Digital native - Enciclopedia - Treccani. https://www.treccani.it/enciclopedia/digital-native_(Lessico-del-XXI-Secolo)/

Dwivedi, Y. K., Ismagilova, E., Rana, N. P. e Raman, R., 2021. Social Media Adoption, Usage and Impact in Business-to-Business (B2B) Context: A State-of-the-Art Literature Review. *Information Systems Frontiers*, 25 (?), 971–993.

EQS Group. (2024, Maggio 23). *ESG - Significato, criteri, investimenti & normative*. https://www.eqs.com/it/polo-di-conoscenza-compliance/blog/esg-significato-criteri-normative/

Everitt, B. S., Landau, S., Leese, M., & Stahl, D. (2011). Cluster Analysis (5th ed.). John Wiley & Sons. https://cicerocq.wordpress.com/wp-content/uploads/2019/05/cluster-analysis_5ed_everitt.pdf

Fisher, R. A. (1925). *Statistical Methods for Research Workers*. Oliver & Boyd https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4612-4380-9_6

Götz, M., Bartosik-Purgat, M., & Jankowska, B., 2018. International aspects and challenges of digital transformation. *Gospodarka Narodowa*, 1(293), 87–102.

Haan, K. (2024, Giugno 24). 49 Top email marketing Statistics. Forbes Advisor. https://www.forbes.com/advisor/business/software/email-marketing-statistics/

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8th ed.). Cengage Learning. https://eli.johogo.com/Class/CCU/SEM/_Multivariate%20Data%20Analysis_Hair.pdf

Hannan, M. T., & Freeman, J. (1984). Structural Inertia and Organizational Change. *American Sociological Review*, 49(2), 149-164. http://www.iot.ntnu.no/innovation/norsi-pims-courses/harrison/Hannan%20&%20Freeman%20(1984).PDF

Hayes, Ó., e Kelliher, F., 2022. The emergence of B2B omni-channel marketing in digital era: a systematic literature review. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 37 (11), 2156 – 2168.

Hortovanyi, L., Morgan, E. R., Herceg, V. I., Djuricin, D., Hanak, R., Horvath, D., Mocan, M. L., Romanova, A. e Szabo, R. Z., 2023. Assessment of digital maturity: the role of resources and capabilities in digital transformation in B2B firms. *International Journal of production research*, 61 (23), 8043-8061.
https://www.istat.it/wp-content/uploads/2025/01/Statreport_ICT2024-1.pdf

Hull, J. C. (2018). Options, futures, and other derivatives (10th ed.). Pearson. https://faculty.ksu.edu.sa/sites/default/files/options_futures_and_other_derivatives_8th_ed_part1.pdf

I-AER. (2024). *I segreti delle aziende familiari di successo*. https://i-aer.com/blogs/news-e-risorse/i-segreti-delle-aziende-familiari-di-successo?srsltid=AfmBOoomiB8mtWjWrHdpNaPF1GSWEKskQaSSVWdCJ8tXWupb4ohgoJ1C

Il Sole 24 Ore. (2024, gennaio 23). Marketing e consumatore: cosa ci insegna il social listening? Econopoly - Il Sole 24 Ore. https://www.econopoly.ilsole24ore.com/2024/01/23/marketing-consumatore-social-listening/

Il Sole 24 Ore. (2024, ottobre 7). Passaggio generazionale nel family business: sfide e opportunità per le aziende a conduzione . . . *Il Sole 24*

ORE. https://www.ilsole24ore.com/art/passaggio-generazionale-family-business-sfide-e-opportunita-le-aziende-conduzione-familiare-AGXe8kQ

ISTAT. (2023). *Censimento permanente delle imprese: Struttura, competitività e performance delle imprese – Anno 2022*. https://www.istat.it/it/files/2023/11/REPORTCensimprese.pdf

ISTAT. (2025). *Imprese e ICT | Anno 2024.*

James, G., Witten, D., Hastie, T. e Tibshirani, R. (2023). An Introduction to Statistical Learning with Application in R - Second Edition. Springer. https://www.statlearning.com

Kane, G. C., Palmer, D., Phillips, A. N., Kiron, D., & Buckley, N. (2015, July 14). *Strategy, not Technology, Drives Digital Transformation*. MIT Sloan Management Review. https://sloanreview.mit.edu/projects/strategy-drives-digital-transformation/

Magnusson, P. e Westjohn, A. S. (2025). The effect of distance on persuasion in international e-mail marketing campaigns. *Internationsl Business Review*. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969593125000678?casa_token=0dRxGRIHzHUAAAAA:PKSMDL4hazcvCP-dBaYnYTwmrstsGW5Z_bXfqZcpBXYGBaI0uG21EprL05dHMnnQpI_Zk72Za60

Marketers. (2024, dicembre 31). Content Marketing: come creare contenuti che lasciano il segno | Marketers. Marketers. https://wearemarketers.net/guida-content-marketing/

Marketers. (2024a, giugno 11). Marketing Podcast: cos'è e i top 7 podcast di marketing. Marketers. https://wearemarketers.net/marketing-podcast/

Martelli, A. (2025, Gennaio 21). *Come scegliere e usare i KPI giusti per il tuo business*. https://alessandramartelli.com/blog/differenza-kpi-metriche/

McClatchy, J., Plotkin, C. L., Sauer-Sidor, K., Stanley, J. e Wei Wang, K., 2023. The multiplier effect: How B2B winners grow. *McKinsey & Company*. https://www.mckinsey.com/capabilities/growth-marketing-and-sales/our-insights/the-multiplier-effect-how-b2b-winners-grow#/

Moore, D. S., McCabe, G. P., & Craig, B. A. (2012). *Introduction to the Practice of Statistics* (7th ed.). W. H. Freeman. https://doi.org/10.2307/2334448

Omowole, B. M., Olufemi-Philips, A. Q., Ofodile, O. C., Eyo-Udo, N. L. e Ewin, S. E., 2024. Barriers and drivers of digital trasformation in SMEs: A conceptual analysis. *International Journal of Scholary Reasearch in Science and Technology,* 05 (02), 19 – 36.

ON24. (2024). The state of AI in B2B marketing in 2024. ON24. https://www.on24.com/resources/asset/state-of-ai-b2b-marketing/

Oubrahim, I. e Sefiani, N., 2023. Exploring the drivers and barriers to digital trasformation adoption fot sustainable supply chains: a comprehensive overview. *International Scientific Journal about Logistics*, 10 (2), 305 – 317.

Özcan, L., Kirchberg, L., Koldewey, C. e Dumitrescu, R. 2022. Performance Management Approach for Digital Platforms in B2B Markets.

Pandey, N., Nayal, P. e Rathore, A. S., (2020). Digital marketing for B2B organizations: structured literature review and future research directions. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 35 (7), 1191 – 1204.

Paul, J., Ueno, A., Dennis, C., Alamanos, E., Curtis, L., Foroudi, P., Kacprzak, A., Kunz, W. H., Liu, J., Reza, M., Nair, S. L. S., Ozdemir, O., Pantano, E., Papadopoulos, T., Petit, O., Tyagi, S. e Wirtz,

J., 2024. Digital transformation: A multidisciplinary perspective and future research agenda. *Wiley - International Journal of Consumer Studies*, 48 (2), 1 – 28.

Păvăloaia, V., Anastasiei, I., & Fotache, D. (2020). Social Media and E-mail Marketing Campaigns: Symmetry versus Convergence. *Symmetry*, *12*(12), 1940. https://doi.org/10.3390/sym12121940

Pukelsheim, F. (1994). The Three Sigma Rule. The American Statistician, 48(2), 88–91. https://doi.org/10.2307/2684253

Rakshit, S., Islam, N., Mondal, S. e Paul, T., 2022. An integrated social network marketing metric for business-to-business SMEs. *Journal of Business Research*, 150, 73 – 88. (teoria MAT e BKT)

Ray, S., Khvatova, T., Beliaeva, T., & Appio, F. P. (2024). *Strategizing digital transformation: Drivers and barriers across cognitive, routine, and structural dimensions in B2B firms.* SSRN. https://doi.org/10.2139/ssrn.5219176

Rizzi, E. (2025, Febbraio 28). *Definizione di PMI. Cosa si intende per Piccole e Medie Imprese - GFinance*. https://www.gfinance.it/definizione-pmi/

Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0377042787901257

Salonen, A., Mero, J., Munnukka, J., Zimmer, M. e Karjaluoto, H., 2024. Digital content marketing on social media along the B2B customer journey: The effect of timely content delivery on customer engagement. *Industrial Marketing Management*, 118, 12 – 26.

Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, *52*(3/4), 591-611. https://doi.org/10.2307/2333709

Sombultawee, K. e Wattanatorn, W., 2022. Management of social selling and B2B customer-brand engagement: Is direct selling on social media good for your brand and relationships? *Eletronic Commerce Research and Applications*, 54, 101167.

Sundström, M., Alm, K. H., Larsson, N. e Dahlin, O., 2021. B2B social media content: engagement on LinkedIn. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 36 (3), 454-468.

SUNET. (2023, Maggio 31). *I KPI più comuni nel marketing B2B: come utilizzarli efficacemente*. https://www.sunet.it/kpi-comuni-marketing-b2b-come-utilizzarli

Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic Capabilities and Strategic Management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533. http://www.jstor.org/stable/3088148

Terho, H., Giovannetti, M. e Cardinali, S., 2022. Measuring B2B social selling: Key activities, antecedents and performance outcomes. *Industrial Marketing Management*, 101, 208-222.

Terho, H., Mero, J., Siutla, L. e Jaakkola, E., 2022. Digital content marketing in business markets: Activities, consequences, and contingencies along the customer journey. *Industrial Marketing Management,* 105, 294 – 310.

Thordsen, T. e Bick, M., 2023. A decade of digital maturity models: much ado about nothing? *Information System and e-Business Management*, 21, 947 – 976.

Thordsen, T. e Bick, M., 2023. A decade of digital maturity models: much ado about nothing? *Information System and e-Business Management*, 21 (?), 947 – 976.

Tukey, J. W. (1949). Comparing individual means in the analysis of variance. *Biometrics, 5*(2), 99-114. https://doi.org/10.2307/3001913

Unioncamere - InfoCamere (2023), Movimprese – Natalità e mortalità delle imprese italiane.

Unioncamere. (2025, Marzo 10). *Pmi italiane in difficoltà. Cresce il peso della medio-grande dimensione d'azienda* | https://www.unioncamere.gov.it/comunicazione/comunicati-stampa/pmi-italiane-difficolta-cresce-il-peso-della-medio-grande-dimensione-dazienda?

Van De Ven, M., Machado, P. L., Athanasopoulou, A., Aysolmaz, B., & Turetken, O. (2023). Key performance indicators for business models: a systematic review and catalog. *Information Systems and e-Business Management, 21(3), 753–794. https://doi.org/10.1007/s10257-023-00650-2*

Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. Journal of Strategic Information Systems, 28(2), 118-142. https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003

Voss, M., Jaspert, D., Ahlfeld, C. e Sucke, L., 2024. Developing a digital maturity model for the sales processes of industrial projects. *Journal of Personal Selling & Sales Management*, 44 (1), 7-28.

Ward Jr, J. H. (1963). Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. *Journal of the American Statistical Association*, 58(301), 236-244. https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01621459.1963.10500845

Wilk, M. B., & Gnanadesikan, R. (1968). Probability plotting methods for the analysis of data. *Biometrika*, *55*(1), 1-17.

World Health Organization. (2006). *WHO child growth standards: length/height-for-age, weight-for-age, weight-for-length, weight-for-height and body mass index-for-age: methods and development*. Geneva: WHO. https://www.who.int/publications/i/item/924154693X

Yaghtin, S., Safarzadeh, H., & Zand, M. K., 2021. B2B digital content marketing in uncertain situations: a systematic review. *Journal of Business and Industrial Marketing*, 37(9), 1852–1866.

Zote, J. (2024, dicembre 27). B2B content marketing: Ultimate strategy guide for 2025. Sprout Social. https://sproutsocial.com/insights/b2b-content-marketing/

Allegato A: Questionario

N.	DOMANDA	MODALITÀ DI RISPOSTA
1	Regione sociale dell'impresa (nome completo)	Testo libero
2	Indica l'anno di fondazione dell'azienda	Testo libero
3	Indica la fascia di dipendenti in cui entra l'azienda per cui lavori	• 0-10 • 10-50 • 20-250 • 250+
4	È un'impresa a conduzione familiare: (impresa nella quale una famiglia, da almeno due generazioni, detiene una quota delle azioni (o del capitale) e costituisce parte del top-management)	• Si • No
5	Età	Testo libero
6	Genere	Testo libero
7	Titolo di studio	Testo libero
8	Ruolo	Testo libero
9	Anni di esperienza nel tuo attuale ruolo	Testo libero
10	La responsabilità del digital marketing è in capo a…	Testo libero
11	La struttura (responsabile del digital marketing) è sempre la stessa o è cambiata negli ultimi anni? [Creazione della figura responsabile digital marketing]	• Si • No
12	La struttura (responsabile del digital marketing) è sempre la stessa o è cambiata negli ultimi anni? [Numero di afferenti alla funzione marketing]	• Si • No
13	La struttura (responsabile del digital marketing) è sempre la stessa o è cambiata negli ultimi anni? [I ruoli all'interno della divisione marketing]	• Si • No
14	Il budget di marketing viene fissato:	• Non viene fissato • A discrezione del marketing manager • Annualmente • Una volta l'anno e poi aggiornato
15	Quale percentuale del fatturato viene investito in digital marketing	• NA • <1% • 1-5% • 5%
16	Quali canali di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Facebook]	Scala ordinale a 8 livelli

17	Quali canali di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Instagram]	Scala ordinale a 8 livelli
18	Quali canali di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [LinkedIn]	Scala ordinale a 8 livelli
19	Quali canali di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Youtube]	Scala ordinale a 8 livelli
20	Quali canali di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [TikTok]	Scala ordinale a 8 livelli
21	Quali canali di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Sito web/e-commerce]	Scala ordinale a 8 livelli
22	Quali canali di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Email]	Scala ordinale a 8 livelli
23	Quali canali di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Altro]	Scala ordinale a 8 livelli
24	Quali attività di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Piano editoriale social]	Scala ordinale a 8 livelli
25	Quali attività di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Piano editoriale sito web]	Scala ordinale a 8 livelli
26	Quali attività di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Advertising motori di ricerca]	Scala ordinale a 8 livelli
27	Quali attività di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Advertising social media]	Scala ordinale a 8 livelli
28	Quali attività di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Advertising display]	Scala ordinale a 8 livelli
29	Quali attività di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Email marketing]	Scala ordinale a 8 livelli

30	Quali attività di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Ottimizzazione UX/CRO/SEO]	Scala ordinale a 8 livelli
31	Quali attività di digital marketing vengono utilizzati in azienda (segnando in una scala da 1 - il meno utilizzato a 8 - il più utilizzato): [Altro]	Scala ordinale a 8 livelli
32	Se si utilizzano strumenti di digital marketing, quale percentuale del budget di marketing viene investito in digital advertising (pubblicità a pagamento su Facebook, Google, LinkedIn, etc):	• Non investiamo • <1% • 1-5% • 60-30% • 31-50% • >50%
33	Se si utilizzano strumenti di digital marketing, quale percentuale del budget di digital adv viene speso per attività di brand awareness e quale per lead generation diretta: (1-brand awareness; 10–lead generation)	Scala ordinale a 10 livelli
34	Che strumenti di Analytics e ottimizzazione vengono utilizzati tra i seguenti azienda (in ordine dal più utilizzato (5) al meno utilizzato (1)): [Strumenti di analytics sul traffico/comportamento degli utenti sul sito web (Google Analytics, search console, tag manager)]	Scala ordinale a 5 livelli
35	Che strumenti di Analytics e ottimizzazione vengono utilizzati tra i seguenti azienda (in ordine dal più utilizzato (5) al meno utilizzato (1)): [Strumenti di analytics sul comportamento degli utenti nei canali social (Meta analytics, YouTube analytics, …)]	Scala ordinale a 5 livelli
36	Che strumenti di Analytics e ottimizzazione vengono utilizzati tra i seguenti azienda (in ordine dal più utilizzato (5) al meno utilizzato (1)): [Strumenti sulla performance del sito web (screaming forg, seozoom, semrush, gt metrics, …)]	Scala ordinale a 5 livelli
37	Che strumenti di Analytics e ottimizzazione vengono utilizzati tra i seguenti azienda (in ordine dal più utilizzato (5) al meno utilizzato (1)): [Strumenti di ottimizzazione del sito web (google optimize, hotjar, …)]	Scala ordinale a 5 livelli
38	Che strumenti di Analytics e ottimizzazione vengono utilizzati tra i seguenti azienda (in ordine dal più utilizzato (5) al meno utilizzato (1)): [Altro]	Scala ordinale a 5 livelli

39	Vengono realizzate attività di lead generation digitale (raccolta di contatti commerciali, come email o numero di telefono, attraverso campagne digitali):	• No • Attraverso campagne di inbound che in cambio di un contenuto di valore per l'utente (es. catalogo, guida, how-to) raccolgono il contatto • Attraverso sistemi di marketing automation per continuare il rapporto con il potenziale cliente dopo aver raccolto il contatto (lead nurturing) • Attraverso una campagna diretta a raccogliere il contatto (es. FB lead ads, modulo sul sito web)
40	La gestione del lead digitale:	• È deputata ad un organismo di marketing (BDC) • È totalmente in capo alla funzione commerciale/vendite • Non qualifichiamo i lead
41	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [N. fan sui social/crescita fan]	Scala ordinale a 10 livelli
42	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [Engagement rate]	Scala ordinale a 10 livelli
43	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [CTR per page post link]	Scala ordinale a 10 livelli
44	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [CPC per page post link]	Scala ordinale a 10 livelli

45	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [N. lead generati]	Scala ordinale a 10 livelli
46	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [CPL]	Scala ordinale a 10 livelli
47	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [reach organica post]	Scala ordinale a 10 livelli
48	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [reach attività di advertising]	Scala ordinale a 10 livelli
49	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [N. impression]	Scala ordinale a 10 livelli
50	Quali KPI dei social sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 10 - il più importante): [Costo per 1000 impression]	Scala ordinale a 10 livelli
51	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [Traffico sito]	Scala ordinale a 11 livelli
52	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [N. utenti unici]	Scala ordinale a 11 livelli
53	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11- il più importante): [% bounce rate]	Scala ordinale a 11 livelli
54	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [N. pagine visitate]	Scala ordinale a 11 livelli

55	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [Tempo medio di permanenza]	Scala ordinale a 11 livelli
56	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [CTR traffico al sito]	Scala ordinale a 11 livelli
57	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [CPC traffico al sito]	Scala ordinale a 11 livelli
58	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [N. lead generati]	Scala ordinale a 11 livelli
59	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [% conversione lead]	Scala ordinale a 11 livelli
60	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [CPL]	Scala ordinale a 11 livelli
61	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [% vendita (se e-commerce)]	Scala ordinale a 11 livelli
62	Quali KPI del sito web sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 11 - il più importante): [CPS]	Scala ordinale a 11 livelli
63	Quali KPI dell'email marketing sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 5 - il più importante): [% delivery]	Scala ordinale a 5 livelli
64	Quali KPI dell'email marketing sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 5 - il più importante): [Open rate]	Scala ordinale a 5 livelli
65	Quali KPI dell'email marketing sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in	Scala ordinale a 5 livelli

	una scala da 1 - il meno importante a 5 - il più importante): [N. utenti unici apertura mail]	
66	Quali KPI dell'email marketing sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 5 - il più importante): [CTR (se ci sono link in mail)]	Scala ordinale a 5 livelli
67	Quali KPI dell'email marketing sono fondamentali per misurare la qualità delle attività di marketing (segnando in una scala da 1 - il meno importante a 5 - il più importante): [% di disiscrizione]	Scala ordinale a 5 livelli
68	Quali elementi di marketing strategico sono stati mappati: [Interviste al target]	• Analisi dei percorsi di acquisto • Analisi del target
69	Quali elementi di marketing strategico sono stati mappati: [Focus group]	• Analisi dei percorsi di acquisto • Analisi del target
70	Quali elementi di marketing strategico sono stati mappati: [Rapporto da customer care aziendale]	• Analisi dei percorsi di acquisto • Analisi del target
71	Quali elementi di marketing strategico sono stati mappati: [Rapporto da forza vendita aziendale]	• Analisi dei percorsi di acquisto • Analisi del target
72	Quali elementi di marketing strategico sono stati mappati: [Analisi dati web (social, analytics, sito web)]	• Analisi dei percorsi di acquisto • Analisi del target
73	Quali elementi di marketing strategico sono stati mappati: [Altro]	• Analisi dei percorsi di acquisto • Analisi del target
74	Quali elementi di marketing strategico sono stati mappati: [Nessuno]	• Analisi dei percorsi di acquisto • Analisi del target
75	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Lo sviluppo di una strategia di marketing digitale è stato incoraggiato dalla proprietà/dal top management]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo

76	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [La proprietà/il top management hanno mostrato un elevato livello di coinvolgimento nella pianificazione della strategia di marketing digitale e nella sua esecuzione (e.g. hanno partecipato alle riunioni del team di marketing digitale, hanno preso parte a presentazioni sulla strategia digitale agi stakeholder, ...)]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo Totalmente d'accordo
77	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Nel processo di sviluppo di una strategia di marketing è stato designato un leader/champion]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo Totalmente d'accordo
78	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Riguardo la strategia di marketing, è stato fornito supporto informativo a tutto il personale e tutta l'organizzazione]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo Totalmente d'accordo
79	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Il responsabile della strategia di marketing digitale ha raccolto sistematicamente i feedback di tutto il personale e di tutta l'organizzazione]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo Totalmente d'accordo
80	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [L'avvio della strategia di marketing digitale è stato motivato dalle mosse dei concorrenti]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo Totalmente d'accordo
81	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Gran parte dei nostri diretti concorrenti hanno adottato il digitale nelle proprie strategie di marketing prima di noi]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo

		• Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
82	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Il nostro mercato premia le aziende che investono sul digitale]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
83	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [In azienda le decisioni inerenti a investimenti e adozione di nuove tecnologie e/o strumenti di marketing digitale si basano su una estensiva raccolta di informazioni e dati]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
84	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [In azienda le decisioni inerenti alla strategia di marketing sono prese consultando tutte le altre funzioni aziendali (oltre al marketing)]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
85	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [L'azienda ha una propensione elevata a sperimentare le innovazioni tecnologiche appena si manifestano]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
86	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Le iniziative di marketing digitale sono prese in base a una strategia esplicita che individua sia obiettivi precisi che orizzonti temporali da raggiungere]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo

87	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [La strategia di marketing digitale, i suoi obiettivi e le modalità di esecuzione sono comunicate chiaramente a tutta l'organizzazione]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
88	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [La strategia di marketing è eseguita secondo una pianificazione precisa]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
89	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [La strategia di marketing prevede il raggiungimento di una serie di KPI e quantifica chiaramente obiettivi intermedi]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
90	Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Il team del marketing digitale è composto da profili di competenze eterogenei, quali ad esempio esperti di marketing ed esperti di tecnologia]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
91	PROGETTAZIONE DEL BRAND – Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Nella nostra impresa abbiamo definito valori e personalità del brand, abbiamo chiara la visione e la missione aziendale]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
92	PROGETTAZIONE DEL BRAND – Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Nella nostra impresa abbiamo coinvolto stakeholder nella definizione o validazione del posizionamento]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo

		• Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
93	COMUNICAZIONE DEL BRAND – Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Le attività esterne di comunicazione sono coerenti con i valori e il posizionamento del brand]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
94	COMUNICAZIONE DEL BRAND – Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [I dipendenti sono a conoscenza e condividono i valori del brand]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
95	COMUNICAZIONE DEL BRAND – Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Periodicamente monitoriamo come il brand viene percepito all'esterno e all'interno dell'impresa]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
96	MANIFESTAZIONE DEI VALORI DEL BRAND – Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Le azioni di marketing e comunicazione focalizzate sui valori sono progettate e svolte analizzando il comportamento dei competitor]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
97	MANIFESTAZIONE DEI VALORI DEL BRAND – Leggi le seguenti affermazioni e indica quanto sei d'accordo [Oltre a attività che riguardano strettamente il business, la nostra impresa prende in considerazione l'impatto sociale e/o ambientale delle proprie azioni (ESG)]	Scala Likert a 5 livelli: • Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo

98	SOSTENIBILITÀ AMBIENTALE – Nei valori dell'azienda è chiaramente menzionata [La sostenibilità ambientale]	Scala ordinale a 5 livelli
99	SOSTENIBILITÀ AMBIENTALE – Nei valori dell'azienda è chiaramente menzionata [La sostenibilità sociale]	Scala ordinale a 5 livelli
100	SOSTENIBILITÀ AMBIENTALE – Le attività di Public Relation e/o comunicati stampa nell'ultimo anno hanno comunicato [La sostenibilità ambientale]	Scala ordinale a 5 livelli
101	SOSTENIBILITÀ AMBIENTALE – Le attività di Public Relation e/o comunicati stampa nell'ultimo anno hanno comunicato [La sostenibilità sociale]	Scala ordinale a 5 livelli
102	Nome	Testo libero
103	Cognome	Testo libero
104	Indirizzo mail	Testo libero

Allegato B: Codifica Variabili

Cod.	Variabile	Tipologia	Modalità
X1	Ragione sociale	Variabile qualitativa nominale	-
X2	Anno di fondazione	Variabile quantitativa continua	-
X3	Fascia di dipendenti	Variabile quantitativa ordinale	• Da 0 a 10 • Da 10 a 50 • Da 50 a 250 • Oltre 250
X4	Conduzione famigliare	Variabile qualitativa dicotomica	• Si • No
X5	Età intervistato	Variabile quantitativa continua	-
X6	Genere intervistato	Variabile qualitativa dicotomica	• Uomo • Donna
X7	Titolo di studio intervistato	Variabile qualitativa ordinale	• Terza media • Diploma • Laurea • Dottorato • Master
X8	Ruolo intervistati	Variabile qualitativa ordinale	• Personale operativo • Manager • Responsabile • Direttore • CEO • Titolare
X9	Anni di esperienza intervistato	Variabile quantitativa continua	-
X10	Figura responsabile del digital marketing	Variabile qualitativa ordinale	• Nessuno • Personale operativo • Marketing manager • Sales Manager • Digital specialist • Direttore • Amministratore delegato • Team misto • Agenzia esterna
X11	Creazione di una figura responsabile di digital marketing	Variabile qualitativa dicotomica	• Si • No
X12	Modifica del numero addetti nella funzione marketing	Variabile qualitativa dicotomica	• Si • No
X13	Cambiamenti di ruoli nella funzione marketing	Variabile qualitativa dicotomica	• Si • No
X14	Ogni quanto viene fissato il budget di marketing	Variabile qualitativa ordinale	• Non viene fissato • Mensilmente • Annualmente

			• Una volta l'anno e poi aggiornato
X15	% del fatturato investito in digital marketing	Variabile qualitativa ordinale	• Non noto • < 1% • Da 1% a 5% • > 5%
X16	Posizione in classifica di FACEBOOK rispetto all'uso agli altri canali digitali dell'azienda	Scala ordinale a 8 livelli	• 1 = il meno utilizzato • 8 = il più utilizzato
X17	Posizione in classifica di INSTAGRAM rispetto all'uso agli altri canali digitali dell'azienda		
X18	Posizione in classifica di LINKEDIN rispetto all'uso agli altri canali digitali dell'azienda		
X19	Posizione in classifica di YOUTUBE rispetto all'uso agli altri canali digitali dell'azienda		
X20	Posizione in classifica di TIKTOK rispetto all'uso agli altri canali digitali dell'azienda		
X21	Posizione in classifica di SITO WEB/E-COMMERCE rispetto all'uso agli altri canali digitali dell'azienda		
X22	Posizione in classifica di EMAIL rispetto all'uso agli altri canali digitali dell'azienda		
X23	Posizione in classifica di ALTRO rispetto all'uso agli altri canali digitali dell'azienda		
X24	Posizione in classifica di PIANO EDITORIALE SOCIAL rispetto all'uso delle altre attività di digital marketing		
X25	Posizione in classifica di PIANO EDITORIALE SITO WEB rispetto all'uso delle altre attività di digital marketing		
X26	Posizione in classifica di ADV MOTORI DI RICERCA rispetto all'uso delle altre attività di digital marketing		
X27	Posizione in classifica di ADV SOCIAL MEDIA rispetto all'uso delle altre attività di digital marketing		
X28	Posizione in classifica di ADV DISPLAY rispetto all'uso delle altre attività di digital marketing		

X29	Posizione in classifica di EMAIL MARKETING rispetto all'uso delle altre attività di digital marketing		
X30	Posizione in classifica di OTTIMIZZAZIONE SITO UX/CRO/SEO rispetto all'uso delle altre attività di digital marketing		
X31	Posizione in classifica di ALTRO rispetto all'uso delle altre attività di digital marketing		
X32	% del budget di marketing utilizzata in digital adv	Variabile qualitativa ordinale	• Non investiamo • < 1% • Da 1% al 5% • Da 6% al 30% • Da 31% al 50% • > 50%
X33	/		
X34	Posizione in classifica di STRUMENTI SUL TRAFFICO-COMPORTAMENTO DEGLI UTENTI SUL SUTO WEB rispetto all'uso degli altri strumenti di analytics e ottimizzazione	Scala ordinale a 5 livelli	• 1 = il meno utilizzato • 5 = il più utilizzato
X35	Posizione in classifica di STRUMENTI SUL COMPORTAMENTO DEGLI UTENTI SUI SOCIAL rispetto all'uso degli altri strumenti di analytics e ottimizzazione		
X36	Posizione in classifica di STRUMENTI SULLA PERFORMANCE DEL SITO WEB rispetto all'uso degli altri strumenti di analytics e ottimizzazione		
X37	Posizione in classifica di STRUMENTI DI OTTIMIZZAZIONE DEL SITO WEB rispetto all'uso degli altri strumenti di analytics e ottimizzazione		
X38	Posizione in classifica di ALTRI STRUMENTI rispetto all'uso degli altri strumenti di analytics e ottimizzazione		
X39	Come vengono generate le attività di lead generation	Variabile qualitativa nominale	• No •
X40	Come vengono gestiti i lead generati	Variabile qualitativa nominale	

X41	Posizione in classifica di N.FAN SUI SOCIAL/CRESCITA FAN rispetto all'importanza degli altri KPI social	Scala ordinale a 10 livelli	• 1 = il meno importante • 10 = il più importante
X42	Posizione in classifica di ENGAGEMENT RATE rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X43	Posizione in classifica di CTR PER PAGE POST LINK rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X44	Posizione in classifica di CPC PER PAGE POST LINK rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X45	Posizione in classifica di N. LEAD GENERATI rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X46	Posizione in classifica di CPL rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X47	Posizione in classifica di REACH ORGANICA POST rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X48	Posizione in classifica di REACH ATTIVITÀ DI ADV rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X49	Posizione in classifica di N.IMPRESSION rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X50	Posizione in classifica di COSTO PER 1000 IMPRESSION rispetto all'importanza degli altri KPI social		
X51	Posizione in classifica di TRAFFICO AL SITO rispetto all'importanza degli altri KPI sito web	Scala ordinale a 11 livelli	• 1 = il meno importante • 11 = il più importante
X52	Posizione in classifica di N. UTENTI UNICI rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X53	Posizione in classifica di % BOUNCE RATE rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X54	Posizione in classifica di N. PAGINE VISITATE rispetto		

	all'importanza degli altri KPI sito web		
X55	Posizione in classifica di TEMPO MEDIO DI PERMANENZA rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X56	Posizione in classifica di CTR TRAFFICO AL SITO rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X57	Posizione in classifica di CPC TRAFFICO AL SITO rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X58	Posizione in classifica di N.LEAD GENERATI rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X59	Posizione in classifica di % CONVERSIONE LEAD rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X60	Posizione in classifica di CPL rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X61	Posizione in classifica di % CONVERSIONE VENDITA (SE E-COMMERCE) rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X62	Posizione in classifica di CPS rispetto all'importanza degli altri KPI sito web		
X63	Posizione in classifica di % DELIVERY rispetto all'importanza degli altri KPI dell'email marketing	Scala ordinale a 5 livelli	• 1 = il meno importante • 5 = il più importante
X64	Posizione in classifica di OPEN RATE rispetto all'importanza degli altri KPI dell'email marketing		
X65	Posizione in classifica di N. UTENTI UNICI APERTURA MAIL rispetto all'importanza degli altri KPI dell'email marketing		
X66	Posizione in classifica di CTR (SE CI SONO LINK NELLA MAIL) rispetto all'importanza degli altri KPI dell'email marketing		
X67	Posizione in classifica di % DI DISICRIZIONE rispetto all'importanza degli altri KPI dell'email marketing		

X68	Elemento strategico mappato tramite INTERVISTE AL TARGET	Variabile qualitativa dicotomica	• Analisi dei percorsi di acquisto • Analisi del target
X69	Elemento strategico mappato tramite FOCUS GROUP		
X70	Elemento strategico mappato tramite RAPPORTO DA CUSTOMER CARE AZIENDALE		
X71	Elemento strategico mappato tramite RAPPORTO DA FORZA VENDITA AZIENDALE		
X72	Elemento strategico mappato tramite ANALISI DATI WEB (SOCIAL ANALYTICS, SITO WEB)		
X73	Elemento strategico mappato tramite ALTRO		
X74	Grado di accordo/disaccordo: il top management ha incoraggiato lo sviluppo del digital marketing	Scala likert a 5 livelli	• Totalmente in disaccordo • In disaccordo • Né d'accordo né in disaccordo • D'accordo • Totalmente d'accordo
X75	Grado di accordo/disaccordo: il top management ha partecipato alla pianificazione ed esecuzione della strategia di digital marketing		
X76	Grado di accordo/disaccordo: è stato nominato un leader/champion nello sviluppo della strategia di marketing		
X77	Grado di accordo/disaccordo: è stato fornito supporto informativo a tutto il personale con riferimento alla strategia marketing		
X78	Grado di accordo/disaccordo: il responsabile della strategia di marketing ha raccolto feedback periodici da tutto il personale		
X79	Grado di accordo/disaccordo: l'avvio della strategia di digital marketing è stata influenzata dai concorrenti		
X80	Grado di accordo/disaccordo: i concorrenti hanno adottato digital marketing prima dell'azienda rispondente		
X81	Grado di accordo/disaccordo: il mercato dell'azienda premia le aziende che investono sul digitale		

X82	Grado di accordo/disaccordo: le decisioni sul marketing digitale sono prese dopo una raccolta dati		
X83	Grado di accordo/disaccordo: le decisioni di marketing sono prese consultando tutte le funzioni		
X84	Grado di accordo/disaccordo: l'azienda è aperta alla sperimentazione alle novità tecnologiche		
X85	Grado di accordo/disaccordo: le iniziative di marketing digitale sono prese in base ad una strategia esplicita con obiettivi e orizzonti temporali definiti		
X86	Grado di accordo/disaccordo: La strategia di marketing digitale, i suoi obiettivi e le modalità di esecuzione sono comunicate chiaramente a tutta l'organizzazione		
X87	Grado di accordo/disaccordo: La strategia di marketing è eseguita secondo una pianificazione precisa		
X88	Grado di accordo/disaccordo: La strategia di marketing prevede il raggiungimento di una serie di KPI e quantifica chiaramente obiettivi intermedi		
X89	Grado di accordo/disaccordo: Il team del marketing digitale è composto da profili di competenze eterogenei, quali ad esempio esperti di marketing ed esperti di tecnologia		
X90	Grado di accordo/disaccordo: Nella nostra impresa abbiamo definito valori e personalità del brand, abbiamo chiara la visione e la missione aziendale		
X91	Grado di accordo/disaccordo: Nella nostra impresa abbiamo coinvolto stakeholder nella definizione o validazione del posizionamento		
X92	Grado di accordo/disaccordo: Le attività esterne di comunicazione sono coerenti con i valori e il posizionamento del brand		

X93	Grado di accordo/disaccordo: I dipendenti sono a conoscenza e condividono i valori del brand (COMUNICAZIONE DEL BRAND)		
X94	Grado di accordo/disaccordo: Periodicamente monitoriamo come il brand viene percepito all'esterno e all'interno dell'impresa (COMUNICAZIONE DEL BRAND)		
X95	Grado di accordo/disaccordo: Le azioni di marketing e comunicazione focalizzate sui valori sono progettate e svolte analizzando il comportamento dei competitor (MANIFESTAZIONE DEI VALORI DEL BRAND)		
X96	Grado di accordo/disaccordo: Oltre a attività che riguardano strettamente il business, la nostra impresa prende in considerazione l'impatto sociale e/o ambientale delle proprie azioni (ESG) (MANIFESTAZIONE DEI VALORI DEL BRAND)		
X97	Menzione della sostenibilità AMBIENTALE nei valori dell'azienda	Scala ordinale a 5 livelli	• 1 = mai • 5 = sempre
X98	Menzione della sostenibilità SOCIALE nei valori dell'azienda		
X99	Menzione della sostenibilità AMBIENTALE dalle public relation / comunicati stampa		
X100	Menzione della sostenibilità SOCIALE dalle public relation / comunicati stampa		
X101	Settore di competenza	Variabile qualitativa nominale	• Manifatturiero • Agroalimentare • Commercio • Costruzioni • ICT • Consulenza aziendale • Servizi • Trasporti

Allegato C: Script R

```
# Carico il dataset in formato CSV con separatore ";"
data <- read.csv2("dataset.csv", header = TRUE, stringsAsFactors = FALSE)

# Carico la legenda
legenda <- read.csv2("Legenda.csv", header = TRUE, stringsAsFactors = FALSE)

head(data)
head (legenda)

# Aggiungo una nuova colonna "Generazione" in base all'anno di fondazione
data$Generazione <- ifelse(data$X2 >= 2020, "Start-up",
                           ifelse(data$X2 >= 2010, "Aziende giovani",
                                  ifelse(data$X2 >= 1990, "Aziende mature",
"Aziende storiche")))

# Visualizzo i risultati per verificare la corretta classificazione
table(data$Generazione)
#rioridino le etichette
data$Generazione <- factor(data$Generazione,
                           levels = c("Start-up",
                                      "Aziende giovani",
                                      "Aziende mature",
                                      "Aziende storiche"))

table(data$Generazione)

# Creo una nuova variabile nel dataset "data" in cui classifico le aziende in
relazione alla loro dimensioni
data$Dimensione_Aziendale <- ifelse(data$X3 == "Da 0 a 10", "Micro impresa",
                                    ifelse(data$X3 == "Da 10 a 50", "Piccola
impresa",
                                           ifelse(data$X3 == "Da 50 a 250",
"Media impresa", "Grande impresa")))

# Rioridino le etichette
data$Dimensione_Aziendale <- factor(data$Dimensione_Aziendale,
                                    levels = c("Micro impresa",
                                               "Piccola impresa",
                                               "Media impresa",
```

```
                                                "Grande impresa"),
                                        ordered = TRUE)

table(data$Dimensione_Aziendale)

# ANALISI ESPLORATIVA
#dati quantitativi
summary(data)

#dati qualitativi
#esploro il campione dal punto di vista generazione e dimensionale
# Frequenza delle generazioni
table(data$Generazione)

# Frequenza delle dimensioni
table(data$Dimensione_Aziendale)

# Tabella doppia entrata
table(data$Generazione, data$Dimensione_Aziendale)

# Rappresentazione grafica barplot generazione
barplot(table(data$Generazione), main="Distribuzione per Generazione",
col="lightblue", xlab="Generazione", ylab="Frequenza")
# Rappresentazione grafica barplot dimensione
library(ggplot2)
barplot(table(data$Dimensione_Aziendale), main="Distribuzione per Dimensione
Aziendale", col="lightgreen", xlab="Dimensione", ylab="Frequenza")

#RELAZIONE DIMENSIONESIONE - GENERAZIONE
# Grafico dimensione - generazione
ggplot(data, aes(x=Generazione, fill=Dimensione_Aziendale)) +
  geom_bar(position="dodge") +
  labs(title="Distribuzione per Generazione e Dimensione", x="Generazione",
y="Frequenza") +
  theme_minimal()+
  theme(axis.text.x = element_text(size = 12))

# Frequenza conduzione famigliare
table(data$X4)
# Grafico conduzione famigliare
barplot(table(data$X4),
```

```
        main="Distribuzione Imprese a Conduzione Familiare", col="pink",
xlab="Conduzione Familiare", ylab="Frequenza")

  # Responsabilità del digital marketing
  table (data$X10)
  #rioridino le etichette
  data$X10 <- factor(data$X10,
                     levels = c("Nessuno",
                                "Personale operativo",
                                "Marketing Manager",
                                "Sales Manager",
                                "Digital Marketing Manager/Specialist",
                                "Direttore",
                                "AMMinistratore Delegato",
                                "Organo Misto interno esterno",
                                "Figura in outsourcing/Agenzia esterna"))
  table (data$X10)

  # Abbrevio le etichette per chiarezza grafica
  levels(data$X10) <- c("Nessuno",
                        "Operativo",
                        "Mktg Manager",
                        "Sales Manager",
                        "Digital Spec.",
                        "Direttore",
                        "CEO",
                        "Team misto",
                        "Agenzia est.")

  colori <- c("gray",       # Nessuno
              "green3",     # Interno
              "green3",     # Interno
              "green3",     # Interno
              "green3",     # Interno
              "green3",     # Interno
              "green3",     # Interno
              "orange",     # Misto
              "skyblue")

  # Grafico ruolo del responsabile di mktg digitale
  barplot(table(data$X10),
```

```
          main="Distribuzione del Ruolo Responsabile Digital Marketing", col=
colori, xlab="Ruolo", ylab="Frequenza", cex.names = 0.8)

  # Frequenza assolute settori operativi
  table(data$X101)

  # Frequente relative (%) settori operartivi
  round(prop.table(table(data$X101)) * 100, 1)

  # Grafico a barre
  library(ggplot2)
  ggplot(data, aes(x = X101)) +
    geom_bar(fill = "skyblue") +
    labs(title = "Distribuzione delle aziende per settore",
         x = "Settore",
         y = "Frequenza") +
    theme_minimal() +
    theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))

  # Qual è il canale social più usato?
  # creo variabile con i nomi dei canali corrispondenti alle colonne da X16 a X23
  canali_social <- c("Facebook", "Instagram", "LinkedIn", "YouTube", "TikTok",
"Sito web/ecommerce", "Email", "Altro")

  # creo nuovo dataset contenente solo i punteggi relativi all'uso dei canali
social per ogni azienda (colonne da X16 a X23)
  canali_utilizzati <- data[, c("X16", "X17", "X18", "X19", "X20", "X21", "X22",
"X23")]

  # Individuo il canale con il punteggio più alto per ogni azienda
  canale_max <- apply(canali_utilizzati, 1, function(x)
canali_social[which.max(x)])

  # creo una nuova clonna in "data" in cui metto il canale più utilizzato
  data$Canale_Piu_Utilizzato <- canale_max

  # Visualizza le prime righe del dataset con il nuovo canale
  head(data[, c("X1", "Canale_Piu_Utilizzato")])

  # Costruisco il grafico per il canale più usato
  #frequenze relative
```

```
table(data$Canale_Piu_Utilizzato)
#frequenze percentuali
prop.table(table(data$Canale_Piu_Utilizzato))*100

#barplot per canale più usato
barplot(sort(table(data$Canale_Piu_Utilizzato), decreasing = TRUE),
        main = "Canale Social Più Utilizzato",
        col = "grey",
        xlab = "Canale",
        ylab = "Frequenza",
        ylim = c(0, 60))

# Caricamento pacchetti necessari
install.packages("likert")
install.packages("xtable")
library(likert)
library(ggplot2)
library(dplyr)

# Costruisco i gruppi di variabili social - web - marketing
attivita_social <- data [,16:31]
strumenti_analytics_ott <- data[, 34:38]
KPI <- data[, 41:67]

# Controllo la tipologia dei dati
str(attivita_social)
str(strumenti_analytics_ott)
str(KPI)

# Converto in fattori ordinati
attivita_social <- as.data.frame(lapply(attivita_social, factor, ordered =
TRUE))
KPI <- as.data.frame(lapply(KPI, factor, ordered = TRUE))
strumenti_analytics_ott <- as.data.frame(lapply(strumenti_analytics_ott,
factor, ordered = TRUE))

# Costruisco la scala Likert - ATTIVITÀ SOCIAL
likert.social <- likert(attivita_social)
```

```
# In seguito all'errore restituito dalla console "All items (columns) must have the same number of levels" si procede alla verifica il numero di livelli delle variabili dei 3 dataset creati
sapply(attivita_social, levels) #noto che la X20 ha 6 livelli e non 8 come le altre perchè non sono stati usati tutti i livelli disponibili, allora li forzo
attivita_social$X20 <- factor(attivita_social$X20, levels = 1:8, ordered = T)

sapply(attivita_social, levels)

# Costruisco le scale Likert - ATTIVITÀ SOCIAL
likert.social <- likert(attivita_social)
# Costruisco grafico della distribuzione delle risposte - ATTIVITÀ SOCIAL
plot(likert.social, main = "Distribuzione risposte - Social")

# Trasformazione var in numerica - ATTIVITÀ SOCIAL
attivita_social.num <- as.data.frame(lapply(attivita_social, as.numeric))

# Calcollo media e deviazione standard - ATTIVITÀ SOCIAL
attivita_social.sum <- data.frame(Variabile = colnames(attivita_social.num),
                         Media = colMeans(attivita_social.num, na.rm = TRUE),
                         SD = apply(attivita_social.num, 2, sd, na.rm = TRUE))
attivita_social.sum

#Calcolo le correlazioni tra le variabili ATTIVITÀ SOCIAL
cor.attivita_social <- cor(attivita_social.num, use = "complete.obs")
cor.attivita_social

# Visualizziamo le correlazioni con heatmap ATTIVITÀ SOCIAL
library(corrplot)
corrplot(cor.attivita_social, method = "color", type = "upper", tl.cex = 0.8, tl.col = "black", main="Correlazione variabili social")

# Costruisco la scala likert - STRUMENTI ANALYTICS E OTTIMIZZAZIONE
likert.strumenti_analytics_ott <- likert(strumenti_analytics_ott)
# Costruisco grafico della distribuzione delle risposte - WEB
plot(likert.strumenti_analytics_ott, main = "Distribuzione risposte - Web")


# Trasformazione var in numerica - STRUMENTI ANALYTICS E OTTIMIZZAZIONE
strumenti_analytics_ott.num <- as.data.frame(lapply(strumenti_analytics_ott, as.numeric))
```

```
# Calcollo media e deviazione standard - SOCIAL
strumenti_analytics_ott.sum <- data.frame(Variabile =
colnames(strumenti_analytics_ott.num),
                        Media = colMeans(strumenti_analytics_ott.num, na.rm =
TRUE),
                        SD = apply(strumenti_analytics_ott.num, 2, sd, na.rm =
TRUE))
strumenti_analytics_ott.sum

#Calcolo le correlazioni tra le variabili STRUMENTI ANALYTICS E OTTIMIZZAZIONE
cor.strumenti_analytics_ott <- cor(strumenti_analytics_ott.num, use =
"complete.obs")
cor.strumenti_analytics_ott

#  Visualizziamo le correlazioni con heatmap STRUMENTI ANALYTICS E
OTTIMIZZAZIONE
corrplot(cor.strumenti_analytics_ott, method = "color", type = "upper", tl.cex
= 0.8, tl.col = "black", main="Correlazione variabili Web")

# Costruisco la scala likert - KPI DIGITAL MARKETING
# In seguito all'errore restituito dalla console "All items (columns) must have
the same number of levels" si procede alla verifica il numero di livelli delle
variabili dei 3 dataset creati
sapply(KPI, levels) #noto che dalla X41 alla X50 i livelli sono 10; dalla X51
alla X62 sono 11 ; dalla X64 alla X67 sono 5.

# Inizialmente forzo le var X60, X61 e X62 ad avere 11 livelli (alcuni valori
non sono stati utilizzati e R non li ha contati come livello)
KPI$X60 <- factor(KPI$X60, levels = 1:11, ordered = T)
KPI$X61 <- factor(KPI$X61, levels = 1:11, ordered = T)
KPI$X62 <- factor(KPI$X62, levels = 1:11, ordered = T)

sapply(KPI, levels)

# Creo 3 sottogruppi per le tre scale di misura
KPI_SMM <- KPI[, paste0("X", 41:50)] # 1° sottogruppo scala a 10 livelli: KPI
social media marketing
KPI_sito <- KPI[, paste0("X", 51:62)] # 2° sottogruppo scala a 11 livelli: KPI
sito web
KPI_email <- KPI[, paste0("X", 63:67)] # 3° sottogruppo scala a 5 livelli: KPI
email marketing
```

```
  # Controllo la correttezza del numero di livelli
  sapply(KPI_SMM, levels)
  sapply(KPI_sito, levels)
  sapply(KPI_email, levels)

  # Costruisco le 3 likert
  likert.KPI_SMM <- likert(KPI_SMM)
  likert.KPI_sito <- likert(KPI_sito)
  likert.KPI_email  <- likert(KPI_email)

  # Costruisco i tre grafici corrispondenti alle 3 likert
  plot(likert.KPI_SMM, main = "Distribuzione Likert - KPI social media
marketing")
  plot(likert.KPI_sito, main = "Distribuzione Likert - KPI sito web")
  plot(likert.KPI_email, main = "Distribuzione Likert - KPI email marketing")

  # Calcolo media e varianza per ogni sotto-gruppo
  sum.KPI_SMM <-data.frame(Variabile = colnames(KPI_SMM),
                           Media = colMeans(sapply(KPI_SMM, as.numeric), na.rm =
TRUE),
                           SD = apply(sapply(KPI_SMM, as.numeric), 2, sd, na.rm =
TRUE))

  sum.KPI_SMM

  sum.KPI_sito <- data.frame(Variabile = colnames(KPI_sito),
                            Media = colMeans(sapply(KPI_sito, as.numeric), na.rm
= TRUE),
                            SD = apply(sapply(KPI_sito, as.numeric), 2, sd, na.rm
= TRUE))

  sum.KPI_sito

  sum.KPI_email <- data.frame(Variabile = colnames(KPI_email),
                           Media = colMeans(sapply(KPI_email, as.numeric), na.rm
= TRUE),
                           SD = apply(sapply(KPI_email, as.numeric), 2, sd, na.rm
= TRUE))
  sum.KPI_email
```

```
# Calcolo le correlazioni per ogni sottogruppo
cor.mktg_10 <- cor(sapply(mktg_10, as.numeric), use = "complete.obs")
cor.mktg_11 <- cor(sapply(mktg_11, as.numeric), use = "complete.obs")
cor.mktg_5 <- cor(sapply(mktg_5, as.numeric), use = "complete.obs")

cor.mktg_10
cor.mktg_11
cor.mktg_5

# Visualizziamo le correlazioni con heatmap
library(corrplot)
corrplot(cor.mktg_10, method = "color", type = "upper", tl.cex = 0.8, tl.col =
"black", main="Correlazione Marketing (10 livelli)")
corrplot(cor.mktg_11, method = "color", type = "upper", tl.cex = 0.8, tl.col =
"black", main="Correlazione Marketing (11 livelli)")
corrplot(cor.mktg_5, method = "color", type = "upper", tl.cex = 0.8, tl.col =
"black", main="Correlazione Marketing (5 livelli)")

# Confronto la dimensione, la generazione e la conduzione famigliare con le
scale likert:
#DOMANDA 1: Le aziende più giovani e le aziende più mature differiscono nel
ranking assegnato ai diversi canali digitali?

# Trovo la media delle risposte per le modalità della var. Generazione - SOCIAL
attivita_social.generazione <- aggregate(. ~ data$Generazione, data =
attivita_social.num, mean, na.rm = TRUE)
attivita_social.generazione

# Rinomino la colonna data$Generazione solo "Generazione"
colnames(attivita_social.generazione)[1] <- "Generazione"

# Costruisco il grafico
# Prima di procedere devo convertire i dati dal formato wide attuale (ovvero
ogni domanda ha una sua colonna)
# al formato long (una colonna per le domande e una per i valori). Questo mi
aiuta ad usare il pacchetto ggplot
# inoltre mi permette di visualizzare più domande nello stesso grafico
garantendo un confronto diretto.
library (ggplot2)
library(reshape2)
```

```
  # Trasformo i dati da wide a long
  attivita_social.generazione_long <- melt(attivita_social.generazione, id.vars =
"Generazione",
                           variable.name = "Domanda",
                           value.name = "Media")
  attivita_social.generazione_long

  # Uso il pacchetto ggplot : GENERAZIONE ~ ATTIVITÀ SOCIAL
  ggplot(attivita_social.generazione_long, aes(x = Domanda, y = Media, fill =
Generazione)) +
    geom_bar(stat = "identity", position = "dodge") +
    labs(
      title = "Confronto Generazione - Ranking medio attività e canali social",
      x = "Canali e attività social (X16–X31)",
      y = "Punteggio medio (1 = meno usato, 8 = più usato)"
    ) +
    theme_minimal() +
    theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))

  # Trovo la media delle risposte per la modalità della var. Generazione -
STRUMENTI OTTIMIZZAZIONE ANALYTICS
  strumenti_analytics_ott.generazione <- aggregate(. ~ data$Generazione, data =
strumenti_analytics_ott.num, mean, na.rm= TRUE)
  strumenti_analytics_ott.generazione

  # Rinomino la colonna data$generazione con "Generazione"
  colnames(strumenti_analytics_ott.generazione)[1] <- "Generazione"

  # Trasformo i dati da wide a long
  strumenti_analytics_ott.generazione.long <-
melt(strumenti_analytics_ott.generazione, id.vars = "Generazione",
                        variable.name = "Domanda",
                        value.name = "Media")
  strumenti_analytics_ott.generazione.long

  # Uso il pacchetto ggplot : GENERAZIONE ~ STRUMENTI OTTIMIZZAZIONE ANALYTICS
  ggplot(strumenti_analytics_ott.generazione.long, aes(x = Domanda, y = Media,
fill = Generazione)) +
    geom_bar(stat = "identity", position = "dodge") +
    labs(
      title = "Confronto Generazione - Strumenti di ottimizzazione e analytics",
```

```
      x = "Strumenti (X34–X38)",
      y = "Punteggio medio (1 = meno usato, 8 = più usato)"
    ) +
    theme_minimal() +
    theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))

  # Trovo la media delle risposte per le modalità della var. Generazione -
MARKETING
  # Step preliminare: creo tre nuovi oggetti con le trasformazioni in numeriche
mktg_10, mktg_11 e mktg_5
  KPI_SMM.num <- as.data.frame(lapply(KPI_SMM, as.numeric))
  KPI_sito.num <- as.data.frame(lapply(KPI_sito, as.numeric))
  KPI_email.num <- as.data.frame(lapply(KPI_email, as.numeric))

  # Riporto dentro ai tre dataframe appena creati la colonna Generazione
  KPI_SMM.num$Generazione <- data$Generazione
  KPI_sito.num$Generazione <- data$Generazione
  KPI_email.num$Generazione <- data$Generazione

  # Trovo la media delle risposte per le modalità della var. Generazione -
MARKETING
  KPI_SMM.generazione <- aggregate(. ~ Generazione, data = KPI_SMM.num, mean,
na.rm = TRUE)
  KPI_sito.generazione <- aggregate(. ~ Generazione, data = KPI_sito.num, mean,
na.rm = TRUE)
  KPI_email.generazione <- aggregate(. ~ Generazione, data = KPI_email.num, mean,
na.rm = TRUE)

  KPI_SMM.generazione
  KPI_sito.generazione
  KPI_email.generazione

  # Visualizzo i dati in un grafico
  # Trasformo i dati da wide a long
  KPI_SMM.generazione_long <- melt (KPI_SMM.generazione, id.vars="Generazione",
variable.name = "Domanda", value.name = "Media")
  KPI_sito.generazione_long <- melt (KPI_sito.generazione, id.vars="Generazione",
variable.name = "Domanda", value.name = "Media")
  KPI_email.generazione_long <- melt (KPI_email.generazione,
id.vars="Generazione", variable.name = "Domanda", value.name = "Media")
```

```
KPI_SMM.generazione_long
KPI_sito.generazione_long
KPI_email.generazione_long

# Uso il pacchetto ggplot per costruire un grafico che permetta un confronto
immediato: GENERAZIONE ~ KPI SMM
ggplot (KPI_SMM.generazione_long, aes(x = Domanda, y = Media, fill=
Generazione)) +
  geom_bar(stat="identity", position = "dodge") +
  labs(title= "Confronto Generazione - KPI SMM",
       x = "Domande",
       y = "Punteggio medio") +
  theme_minimal() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1 ))

# Uso il pacchetto ggplot per costruire un grafico che permetta un confronto
immediato: GENERAZIONE ~ KPI sito
ggplot (KPI_sito.generazione_long, aes(x = Domanda, y = Media, fill=
Generazione)) +
  geom_bar(stat="identity", position = "dodge") +
  labs(title= "Confronto Generazione - KPI sito",
       x = "Domande",
       y = "Punteggio medio") +
  theme_minimal() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1 ))

# Uso il pacchetto ggplot per costruire un grafico che permetta un confronto
immediato: GENERAZIONE ~ KPI email
ggplot (KPI_email.generazione_long, aes(x = Domanda, y = Media, fill=
Generazione)) +
  geom_bar(stat="identity", position = "dodge") +
  labs(title= "Confronto Generazione - KPI email",
       x = "Domande",
       y = "Punteggio medio") +
  theme_minimal() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1 ))

# PCA
# codifico le scale likert a 5 livelli delle variabili dalla X74 alla X96
# recupero i nomi precisi da codificare
unique_vals <- unique(unlist(lapply(data[, paste0("X", 74:96)], unique)))
```

```
print(unique_vals)
# creo vettore con valori da 1 a 5
likert_map <- c(
  "TotalMente in disaccordo" = 1,
  "In disaccordo" = 2,
  "Nè in accordo nè in disaccordo" = 3,
  "D'accordo" = 4,
  "TotalMente d'accordo" = 5
)

# applico la codifica alle variabili likert X74 alla X96
for (i in 74:96) {
  col <- paste0("X", i)
  data[[col]] <- as.numeric(likert_map[as.character(data[[col]])])
}

summary(data[, paste0("X", 74:96)])

# creo un nuovo dataset con solo le variabili per la PCA
# creo vettore con i nomi delle variabili da usare
vars_pca <- c(
  paste0("X", 16:31),  # uso canali e attività digitali
  paste0("X", 34:38),  # strumenti analytics e ottimizzazione
  paste0("X", 41:67),  # KPI digitali
  paste0("X", 74:96),  # Likert: strategia, cultura, ESG
  paste0("X", 97:100)  # indicatori di sostenibilità
)

# creo sotto-dataset DATI_PCA
dati_pca <- data [,vars_pca]

# standardizzo i dati per evitare problemi di scale diverse (es. KPI con 3 tipi
di scale da 11 - 10 - 5 livelli)
dati_std <- scale(dati_pca)

write_xlsx(dati_std, path = "dati_pca_std.xlsx")

summary (dati_std)

# si esegue il test di KMO per capire se la PCA ha senso eseguirla sulle
variabili selezionate
```

```
install.packages("psych")
library(psych)

kmo_result <- KMO(dati_std)
print(kmo_result) # esito positivo con un MSA generale 0.87 = il dataset si
presta bene alla PCA

# si esegue anche il test di Bartlett
install.packages("ltm")
library(ltm)

cortest.bartlett(cor(dati_std), n = nrow(dati_std)) # pvalue < 0.05 -->
significa che possiamo rifiutare l'ipotesi nulla secondo
#cui la matrice di correlazione è una matrice identità e quindi le variabili
sono effettivamente correlate

# dopo i risultati positivi ottenuti dai test si procede con la PCA
pca_result <- prcomp(dati_std, center = TRUE, scale. = TRUE)
summary(pca_result)

# definisco il numero di componenti principali usando lo scree plot
install.packages("factoextra")
library(factoextra)

# Scree plot
fviz_eig(pca_result, addlabels = TRUE, ylim = c(0, 40))

# uso il metodo Kaiser (autovalori > 1)
autovalori <- pca_result$sdev^2

# quante sono le componenti con autovalore >1 ?
sum(autovalori > 1)

# quali sono le componenti?
autovalori[autovalori > 1]

# Crea tabella con nome componente e autovalore
tab_autovalori <- data.frame(
  Componente = paste0("PC", 1:length(autovalori)),
  Autovalore = autovalori,
  VarianzaSpiegata = round(autovalori / sum(autovalori) * 100, 2))
```

```
tab_autovalori

# Filtra solo quelli con autovalore > 1 (criterio di Kaiser)
tab_autovalori_k <- tab_autovalori[tab_autovalori$Autovalore > 1, ]

# Visualizza la tabella
print(tab_autovalori_k)

#METODO DELLA % DI VARIANZA SPIEGATA
# Estraggo la varianza spiegata cumulata
varianza_cumulata <- summary(pca_result)$importance["Cumulative Proportion", ]

# Visualizza la varianza spiegata cumulativa per ciascuna componente
print(round(varianza_cumulata, 3))

# Scegli il cut-off desiderato (es. 70%)
cut_off <- 0.70

# Trova quante componenti servono per superare l'1
num_comp_70 <- which(varianza_cumulata >= cut_off)[1]
cat("Numero di componenti da mantenere per spiegare almeno il", cut_off*100, "%
della varianza:", num_comp_70, "\n")

# Calcolo i loadings per i fattori latenti individuati
# Estraggo i loadings
loadings <- pca_result$rotation

# Ispeziono le prime 16 componenti (criterio Kaiser)
loadings_k <- loadings[, 1:16]

loadings_k

# Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC1
loadings_pc1 <- pca_result$rotation[, 1]
loadings_pc1
contribuzioni_pc1 <- loadings_pc1^2
proporzione_contribuzioni <- contribuzioni_pc1 / sum(contribuzioni_pc1)
proporzione_contribuzioni <- sort(proporzione_contribuzioni, decreasing = T)
proporzione_contribuzioni <- cumsum (proporzione_contribuzioni)
proporzione_contribuzioni
```

```
sort(abs(loadings_k[, "PC1"]), decreasing = TRUE)[1:22]
rownames(loadings_k)[order(abs(loadings_k[, "PC1"]), decreasing = TRUE)[1:22]]

# Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC2
loadings_pc2 <- pca_result$rotation[, 2]
loadings_pc2
# Contribuzioni (loading^2)
contribuzioni_pc2 <- loadings_pc2^2
# Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
proporzione_contribuzioni_pc2 <- contribuzioni_pc2 / sum(contribuzioni_pc2)
# Ordina in ordine decrescente
proporzione_contribuzioni_pc2 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc2, decreasing
= TRUE)
# Calcola la cumulata
cumulata_pc2 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc2)
# Visualizza la cumulata
print(cumulata_pc2)
# Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
soglia <- which(cumulata_pc2 >= 0.5)[1]
variabili_pc2 <- names(cumulata_pc2)[1:soglia]
# Visualizza variabili selezionate
print(variabili_pc2)
sort(abs(loadings_k[, "PC2"]), decreasing = TRUE)[1:16] # per stampare i
loadings |x|

# Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC3
loadings_pc3 <- pca_result$rotation[, 3]
loadings_pc3
# Contribuzioni (loading^2)
contribuzioni_pc3 <- loadings_pc3^2
# Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
proporzione_contribuzioni_pc3 <- contribuzioni_pc3 / sum(contribuzioni_pc3)
# Ordina in ordine decrescente
proporzione_contribuzioni_pc3 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc3, decreasing
= TRUE)
# Calcola la cumulata
cumulata_pc3 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc3)
# Visualizza la cumulata
print(cumulata_pc3)
```

```
  # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
  soglia <- which(cumulata_pc3 >= 0.5)[1]
  variabili_pc3 <- names(cumulata_pc3)[1:soglia]
  # Visualizza variabili selezionate
  print(variabili_pc3)

  # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC4
  loadings_pc4 <- pca_result$rotation[, 4]
  loadings_pc4
  # Contribuzioni (loading^2)
  contribuzioni_pc4 <- loadings_pc4^2
  # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
  proporzione_contribuzioni_pc4 <- contribuzioni_pc4/ sum(contribuzioni_pc4)
  # Ordina in ordine decrescente
  proporzione_contribuzioni_pc4 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc4, decreasing
= TRUE)
  # Calcola la cumulata
  cumulata_pc4 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc4)
  # Visualizza la cumulata
  print(cumulata_pc4)
  # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
  soglia <- which(cumulata_pc4 >= 0.5)[1]
  variabili_pc4 <- names(cumulata_pc4)[1:soglia]
  # Visualizza variabili selezionate
  print(variabili_pc4)

  # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC5
  loadings_pc5 <- pca_result$rotation[, 5]
  loadings_pc5
  # Contribuzioni (loading^2)
  contribuzioni_pc5 <- loadings_pc5^2
  # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
  proporzione_contribuzioni_pc5 <- contribuzioni_pc5/ sum(contribuzioni_pc5)
  # Ordina in ordine decrescente
  proporzione_contribuzioni_pc5 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc5, decreasing
= TRUE)
  # Calcola la cumulata
  cumulata_pc5 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc5)
  # Visualizza la cumulata
```

```
print(cumulata_pc5)
# Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
soglia <- which(cumulata_pc5 >= 0.5)[1]
variabili_pc5 <- names(cumulata_pc5)[1:soglia]
# Visualizza variabili selezionate
print(variabili_pc5)

# Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC6
loadings_pc6 <- pca_result$rotation[, 6]
loadings_pc6
# Contribuzioni (loading^2)
contribuzioni_pc6 <- loadings_pc6^2
# Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
proporzione_contribuzioni_pc6 <- contribuzioni_pc6/ sum(contribuzioni_pc6)
# Ordina in ordine decrescente
proporzione_contribuzioni_pc6 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc6, decreasing
= TRUE)
# Calcola la cumulata
cumulata_pc6 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc6)
# Visualizza la cumulata
print(cumulata_pc6)
# Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
soglia <- which(cumulata_pc6 >= 0.5)[1]
variabili_pc6 <- names(cumulata_pc6)[1:soglia]
# Visualizza variabili selezionate
print(variabili_pc6)

# Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC7
loadings_pc7 <- pca_result$rotation[, 7]
loadings_pc7
# Contribuzioni (loading^2)
contribuzioni_pc7 <- loadings_pc7^2
# Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
proporzione_contribuzioni_pc7<- contribuzioni_pc7/ sum(contribuzioni_pc7)
# Ordina in ordine decrescente
proporzione_contribuzioni_pc7 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc7, decreasing
= TRUE)
# Calcola la cumulata
cumulata_pc7 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc7)
```

```
  # Visualizza la cumulata
  print(cumulata_pc7)
  # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
  soglia <- which(cumulata_pc7 >= 0.5)[1]
  variabili_pc7 <- names(cumulata_pc7)[1:soglia]
  # Visualizza variabili selezionate
  print(variabili_pc7)

  # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC8
  loadings_pc8 <- pca_result$rotation[, 8]
  loadings_pc8
  # Contribuzioni (loading^2)
  contribuzioni_pc8 <- loadings_pc8^2
  # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
  proporzione_contribuzioni_pc8<- contribuzioni_pc8/ sum(contribuzioni_pc8)
  # Ordina in ordine decrescente
  proporzione_contribuzioni_pc8 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc8, decreasing
= TRUE)
  # Calcola la cumulata
  cumulata_pc8 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc8)
  # Visualizza la cumulata
  print(cumulata_pc8)
  # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
  soglia <- which(cumulata_pc8 >= 0.5)[1]
  variabili_pc8 <- names(cumulata_pc8)[1:soglia]
  # Visualizza variabili selezionate
  print(variabili_pc8)

  # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC9
  loadings_pc9 <- pca_result$rotation[, 9]
  loadings_pc9
  # Contribuzioni (loading^2)
  contribuzioni_pc9 <- loadings_pc9^2
  # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
  proporzione_contribuzioni_pc9<- contribuzioni_pc9/ sum(contribuzioni_pc9)
  # Ordina in ordine decrescente
  proporzione_contribuzioni_pc9 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc9, decreasing
= TRUE)
  # Calcola la cumulata
```

```
   cumulata_pc9 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc9)
   # Visualizza la cumulata
   print(cumulata_pc9)
   # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
   soglia <- which(cumulata_pc9 >= 0.5)[1]
   variabili_pc9<- names(cumulata_pc9)[1:soglia]
   # Visualizza variabili selezionate
   print(variabili_pc9)

   # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC10
   loadings_pc10 <- pca_result$rotation[, 10]
   loadings_pc10
   # Contribuzioni (loading^2)
   contribuzioni_pc10 <- loadings_pc10^2
   # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
   proporzione_contribuzioni_pc10<- contribuzioni_pc10/ sum(contribuzioni_pc10)
   # Ordina in ordine decrescente
   proporzione_contribuzioni_pc10 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc10,
decreasing = TRUE)
   # Calcola la cumulata
   cumulata_pc10 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc10)
   # Visualizza la cumulata
   print(cumulata_pc10)
   # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
   soglia <- which(cumulata_pc10 >= 0.5)[1]
   variabili_pc10<- names(cumulata_pc10)[1:soglia]
   # Visualizza variabili selezionate
   print(variabili_pc10)

   # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC11
   loadings_pc11 <- pca_result$rotation[, 11]
   loadings_pc11
   # Contribuzioni (loading^2)
   contribuzioni_pc11 <- loadings_pc11^2
   # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
   proporzione_contribuzioni_pc11<- contribuzioni_pc11/ sum(contribuzioni_pc11)
   # Ordina in ordine decrescente
   proporzione_contribuzioni_pc11 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc11,
decreasing = TRUE)
```

```
# Calcola la cumulata
cumulata_pc11 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc11)
# Visualizza la cumulata
print(cumulata_pc11)
# Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
soglia <- which(cumulata_pc11 >= 0.5)[1]
variabili_pc11<- names(cumulata_pc11)[1:soglia]
# Visualizza variabili selezionate
print(variabili_pc11)

# Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC12
loadings_pc12 <- pca_result$rotation[, 12]
loadings_pc12
# Contribuzioni (loading^2)
contribuzioni_pc12 <- loadings_pc12^2
# Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
proporzione_contribuzioni_pc12<- contribuzioni_pc12/ sum(contribuzioni_pc12)
# Ordina in ordine decrescente
proporzione_contribuzioni_pc12 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc12,
decreasing = TRUE)
# Calcola la cumulata
cumulata_pc12 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc12)
# Visualizza la cumulata
print(cumulata_pc12)
# Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
soglia <- which(cumulata_pc12 >= 0.5)[1]
variabili_pc12<- names(cumulata_pc12)[1:soglia]
# Visualizza variabili selezionate
print(variabili_pc12)

# Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC13
loadings_pc13 <- pca_result$rotation[, 13]
loadings_pc13
# Contribuzioni (loading^2)
contribuzioni_pc13 <- loadings_pc13^2
# Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
proporzione_contribuzioni_pc13<- contribuzioni_pc13/ sum(contribuzioni_pc13)
# Ordina in ordine decrescente
```

```
  proporzione_contribuzioni_pc13 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc13,
decreasing = TRUE)
  # Calcola la cumulata
  cumulata_pc13 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc13)
  # Visualizza la cumulata
  print(cumulata_pc13)
  # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
  soglia <- which(cumulata_pc13 >= 0.5)[1]
  variabili_pc13<- names(cumulata_pc13)[1:soglia]
  # Visualizza variabili selezionate
  print(variabili_pc13)

  # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC14
  loadings_pc14 <- pca_result$rotation[, 14]
  loadings_pc14
  # Contribuzioni (loading^2)
  contribuzioni_pc14 <- loadings_pc14^2
  # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
  proporzione_contribuzioni_pc14<- contribuzioni_pc14/ sum(contribuzioni_pc14)
  # Ordina in ordine decrescente
  proporzione_contribuzioni_pc14 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc14,
decreasing = TRUE)
  # Calcola la cumulata
  cumulata_pc14 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc14)
  # Visualizza la cumulata
  print(cumulata_pc14)
  # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
  soglia <- which(cumulata_pc14 >= 0.5)[1]
  variabili_pc14<- names(cumulata_pc14)[1:soglia]
  # Visualizza variabili selezionate
  print(variabili_pc14)

  # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC15
  loadings_pc15 <- pca_result$rotation[, 15]
  loadings_pc15
  # Contribuzioni (loading^2)
  contribuzioni_pc15 <- loadings_pc15^2
  # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
  proporzione_contribuzioni_pc15<- contribuzioni_pc15/ sum(contribuzioni_pc15)
```

```
  # Ordina in ordine decrescente
  proporzione_contribuzioni_pc15 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc15,
decreasing = TRUE)
  # Calcola la cumulata
  cumulata_pc15 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc15)
  # Visualizza la cumulata
  print(cumulata_pc15)
  # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
  soglia <- which(cumulata_pc15 >= 0.5)[1]
  variabili_pc15<- names(cumulata_pc15)[1:soglia]
  # Visualizza variabili selezionate
  print(variabili_pc15)

  # Visualizza i carichi più forti in valore assoluto per PC16
  loadings_pc16 <- pca_result$rotation[, 16]
  loadings_pc16
  # Contribuzioni (loading^2)
  contribuzioni_pc16 <- loadings_pc16^2
  # Proporzione rispetto alla varianza totale della componente
  proporzione_contribuzioni_pc16<- contribuzioni_pc16/ sum(contribuzioni_pc16)
  # Ordina in ordine decrescente
  proporzione_contribuzioni_pc16 <- sort(proporzione_contribuzioni_pc16,
decreasing = TRUE)
  # Calcola la cumulata
  cumulata_pc16 <- cumsum(proporzione_contribuzioni_pc16)
  # Visualizza la cumulata
  print(cumulata_pc16)
  # Variabili che spiegano almeno il 50% della varianza (inclusa quella che fa
superare il 50%)
  soglia <- which(cumulata_pc16 >= 0.5)[1]
  variabili_pc16<- names(cumulata_pc15)[1:soglia]
  # Visualizza variabili selezionate
  print(variabili_pc16)

  #clusterizzazione in base al valore delle componenti principali
  pca_result$x
  # Estraggo i punteggi delle prime 16 componenti principali
  pca_scores <- as.data.frame(pca_result$x[, 1:16])

  # Inversione del segno per le componenti specificate
```

```
pc_da_invertire <- c("PC1", "PC2", "PC3", "PC12", "PC13", "PC16")
pca_scores[ , pc_da_invertire] <- -pca_scores[ , pc_da_invertire]

# Controllo le dimensioni
dim(pca_scores)
# essendo tante righe le visualizzo come una tabella
View(pca_scores)
write.csv(pca_scores, "pca_scores_completi.csv", row.names = TRUE)

# Calcolo della distanza euclidea tra le aziende
distanze <- dist(pca_scores)

# Clusterizzazione gerarchica con metodo Ward
hc_ward <- hclust(distanze, method = "ward.D2")

# Dendrogrammi
plot(hc_ward, labels = FALSE, main = "Dendrogramma - Metodo Ward", xlab = "",
sub = "", cex = 0.6, hang=-1)
# data la ridotta leggibilità del grafico si decide di evidenziare i cluster
emersi con dei rettangoli colorati
rect.hclust(hc_ward, k = 3, border = 2:4)

# Traccio il dendrogramma con 2 cluster
plot(hc_ward, labels = FALSE, main = "Dendrogramma - Metodo Ward", xlab = "",
sub = "", cex = 0.6, hang=-1)
rect.hclust(hc_ward, k = 2, border = 2:3)

# per trovare il numero di cluster ottimale utilizzo il metodo Elbow e
Silhouette
# Carico la libreria
library(factoextra)

# Metodo Elbow: Within Sum of Squares
fviz_nbclust(pca_scores, kmeans, method = "wss", k.max = 10) +
  labs(title = "Metodo Elbow - Somma delle varianze intra-cluster (WSS)",
       x = "Numero di cluster",
       y = "WSS")

# Metodo Silhouette
fviz_nbclust(pca_scores, kmeans, method = "silhouette", k.max = 10) +
  labs(title = "Metodo Silhouette - Coerenza interna dei cluster",
```

```
        x = "Numero di cluster",
        y = "Indice silhouette medio")

  # si opta per mantenere come numero ottimale di cluster 3 e per un maggiore
grado di precisione nella formazione dei cluster
  # si opta per l'approccio k-means
  set.seed(123)
  kmeans_result <- kmeans(pca_scores, centers = 3, nstart = 25)
  kmeans_result

  # creo un dataframe con i cluster definiti dal k-means
  aziende_clusterizzate <- as.data.frame(pca_scores)
  aziende_clusterizzate$cluster <- factor(kmeans_result$cluster)
  aziende_clusterizzate
  class(aziende_clusterizzate)

  # aggiungo le variabili per la profilazione: Azienda, Generazione, Dimensione
aziendale e Settore
  aziende_clusterizzate$azienda <- data$X1
  aziende_clusterizzate$Generazione <- data$Generazione
  aziende_clusterizzate$Dimensione_Aziendale <- data$Dimensione_Aziendale
  aziende_clusterizzate$Settore <- data$X101
  aziende_clusterizzate$Responsabile <- data$X10
  aziende_clusterizzate$Family_Business <- data$X4

  install.packages("writexl")  # solo la prima volta
  library(writexl)
  write_xlsx(aziende_clusterizzate, path = "aziende_clusterizzate.xlsx")

  # Creo 3 elementi contenuti solo le aziende appartneenti a ciascun cluster
  cluster1 <- subset(aziende_clusterizzate, cluster == 1)
  cluster2 <- subset(aziende_clusterizzate, cluster == 2)
  cluster3 <- subset(aziende_clusterizzate, cluster == 3)

  cluster1

  # vettore con nomi PC
  colonne_PC <- paste0("PC", 1:16)

  # medie punteggi PC per ogni cluster
  medie_cluster1 <- colMeans(cluster1[, colonne_PC])
```

```
medie_cluster2 <- colMeans(cluster2[, colonne_PC])
medie_cluster3 <- colMeans(cluster3[, colonne_PC])

# Calcolo deviazione standard per ciascun cluster
dev_std_cluster1 <- apply(cluster1[, colonne_PC], 2, sd)
dev_std_cluster2 <- apply(cluster2[, colonne_PC], 2, sd)
dev_std_cluster3 <- apply(cluster3[, colonne_PC], 2, sd)

# per facilitare il confronto faccio confluire le medie appena calcolate in un
unico dataframe
medie <- data.frame(
  Componente = colonne_PC,
  Cluster1 = medie_cluster1,
  Cluster2 = medie_cluster2,
  Cluster3 = medie_cluster3
)

medie_sd <- data.frame(
  Componente = colonne_PC,
  Media_Cluster1 = medie_cluster1,
  SD_Cluster1 = dev_std_cluster1,
  Media_Cluster2 = medie_cluster2,
  SD_Cluster2 = dev_std_cluster2,
  Media_Cluster3 = medie_cluster3,
  SD_Cluster3 = dev_std_cluster3
)

library(writexl)
write_xlsx(medie_sd, path = "medie_e_ds_ok.xlsx")

# per agevolare ulteriormente la lettura si decide di ordinare le medie dalla
più elevata alla meno rispetto a tutti e tre i cluster
#cluster 1
medie[order(-medie$Cluster1), ]
write_xlsx(medie, path = "medie_cluster1.xlsx")
#cluster 2
medie[order(-medie$Cluster2), ]
#cluster 3
medie[order(-medie$Cluster3), ]
```

```
  # Si decide di vedere i punteggi anche delle 4 dimensioni teoriche: cultura,
strategia, esperienza ed ecosistema
  # vado a comporre le dimensioni
  cultura <- c("PC2", "PC3", "PC13", "PC15", "PC16")
  strategia <- c("PC7", "PC8", "PC10", "PC12", "PC14")
  esperienza <- c("PC1", "PC4", "PC5", "PC6", "PC9")
  ecosistema <- c("PC11")

  # Calcolo medie aggregate per dimensione e cluster
  medie_macrodimensioni <- data.frame(
    Dimensione = c("Cultura digitale", "Strategia digitale", "Esperienza e
operazioni", "Ecosistema digitale"),
    Cluster1 = c(mean(medie[medie$Componente %in% cultura, "Cluster1"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% strategia, "Cluster1"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% esperienza, "Cluster1"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% ecosistema, "Cluster1"])),
    Cluster2 = c(mean(medie[medie$Componente %in% cultura, "Cluster2"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% strategia, "Cluster2"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% esperienza, "Cluster2"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% ecosistema, "Cluster2"])),
    Cluster3 = c(mean(medie[medie$Componente %in% cultura, "Cluster3"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% strategia, "Cluster3"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% esperienza, "Cluster3"]),
                 mean(medie[medie$Componente %in% ecosistema, "Cluster3"]))
  )

  medie_macrodimensioni
  write_xlsx(medie_macrodimensioni, path = "medie_macro_ok.xlsx")

  #-----------------------------------------
  # PROFILAZIONE DEI CLUSTER
  #-----------------------------------------
  # Numerosità dei cluster
  table (aziende_clusterizzate$cluster)

  # Distribuzione per generazione
  table(aziende_clusterizzate$cluster, aziende_clusterizzate$Generazione)

  library (ggplot2)
  ggplot(aziende_clusterizzate, aes(x = Generazione, fill = cluster)) +
    geom_bar(position = "dodge") +
```

```
    labs(title = "Distribuzione della Generazione per Cluster",
         x = "Generazione aziendale", y = "Frequenza") +
    theme_minimal() +
    scale_fill_brewer(palette = "Set1")

  # Distribuzione per dimensione aziendale
  table(aziende_clusterizzate$cluster,
aziende_clusterizzate$Dimensione_Aziendale)

  ggplot(aziende_clusterizzate, aes(x = Dimensione_Aziendale, fill = cluster)) +
    geom_bar(position = "dodge") +
    labs(title = "Distribuzione della Dimensione aziendale per Cluster",
         x = "Dimensione aziendale", y = "Frequenza") +
    theme_minimal() +
    scale_fill_brewer(palette = "Set1")

  # Distribuzione per settore
  table(aziende_clusterizzate$cluster, aziende_clusterizzate$Settore)

  ggplot(aziende_clusterizzate, aes(x = Settore, fill = cluster)) +
    geom_bar(position = "dodge") +
    labs(title = "Distribuzione dei Settori per Cluster",
         x = "Settore", y = "Frequenza") +
    theme_minimal() +
    theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)) +
    scale_fill_brewer(palette = "Set1")

  # Costruisco un grafico co suddivisionein macrosettori, più facile da
interpretare
  aziende_clusterizzate$Macrosettore <- dplyr::case_when(
    aziende_clusterizzate$Settore %in% c("agroalimentare", "manifatturiero",
"costruzioni") ~ "Settori produttivi",
    aziende_clusterizzate$Settore %in% c("commercio", "trasporti") ~ "Settori
commerciali e logistici",
    aziende_clusterizzate$Settore %in% c("consulenza aziendale", "ICT",
"servizi") ~ "Servizi professionali e digitali",
    TRUE ~ "Altro"
  )

  table(aziende_clusterizzate$cluster, aziende_clusterizzate$Macrosettore)
```

```
library(ggplot2)

ggplot(aziende_clusterizzate, aes(x = Macrosettore, fill = cluster)) +
  geom_bar(position = "dodge") +
  labs(title = "Distribuzione dei Macrosettori per Cluster",
       x = "Macrosettore",
       y = "Frequenza") +
  theme_minimal() +
  scale_fill_brewer(palette = "Set1")

# Distribuzione per settore family business
table(aziende_clusterizzate$cluster, aziende_clusterizzate$Family_Business)

aziende_clusterizzate$Family_Business <- factor(
  aziende_clusterizzate$Family_Business,
  levels = c("Sì", "No")
)

ggplot(aziende_clusterizzate, aes(x = Family_Business, fill = cluster)) +
  geom_bar(position = "dodge") +
  labs(title = "Distribuzione della conduzione familiare per cluster",
       x = "Conduzione familiare",
       y = "Numero di aziende") +
  scale_fill_brewer(palette = "Set1", name = "Cluster") +
  theme_minimal() +
  theme(
    text = element_text(size = 12),
    axis.text.x = element_text(angle = 0, hjust = 0.5)
  )

# Distribuzione per resposabile marketing
# suddivido in macro categorie la figura responsabile
aziende_clusterizzate$Responsabile_macro <- dplyr::case_when(
  aziende_clusterizzate$Responsabile == "Nessuno" ~ "Nessuno",
  aziende_clusterizzate$Responsabile %in% c("Operativo", "Mktg Manager", "Sales
Manager",
                                            "Digital Spec.", "Direttore",
"CEO") ~ "Interno",
  aziende_clusterizzate$Responsabile == "Agenzia est." ~ "Esterno",
  aziende_clusterizzate$Responsabile == "Team misto" ~ "Misto",
  TRUE ~ NA_character_
```

```
)

table(aziende_clusterizzate$cluster, aziende_clusterizzate$Responsabile_macro)

ggplot(aziende_clusterizzate, aes(x = Responsabile_macro, fill = cluster)) +
  geom_bar(position = "dodge") +
  labs(title = "Distribuzione della figura responsabile digital per cluster",
       x = "Figura responsabile",
       y = "Numero di aziende") +
  scale_fill_brewer(palette = "Set1", name = "Cluster") +
  theme_minimal()

library(factoextra)
# Provo a rappresentare i cluster su un piano bidimensionale
fviz_cluster(kmeans_result, data = pca_scores,
             geom = "point", ellipse.type = "convex",
             palette = "Set1", ggtheme = theme_minimal())
# essendo le PC1 e PC2 rappresentati solo il 6,3% della varaibilità dei dati,
la rappresentazione è poco chiara e si decide di ometterla dal testo

#-----------------------------------------------------
# COSTRUZIONE DELL'INDICE DI MATURITÀ
#-----------------------------------------------------
# Copio la matrice originale in un nuovo oggetto
Indice_maturita_df <- pca_scores

# Converto la copia in data frame
Indice_maturita_df <- as.data.frame(Indice_maturita_df)

# Calcolo dei punteggi medi per ciascuna macro-dimensione
Indice_maturita_df$cultura    <- rowMeans(Indice_maturita_df[, cultura])
Indice_maturita_df$strategia  <- rowMeans(Indice_maturita_df[, strategia])
Indice_maturita_df$esperienza <- rowMeans(Indice_maturita_df[, esperienza])
Indice_maturita_df$ecosistema <- Indice_maturita_df$PC11

View(Indice_maturita_df)
library(writexl)
write_xlsx(Indice_maturita_df, path = "Indice_maturita_df.xlsx")

# Calcolo l'indice di maturità come somma delle macro dimensioni
```

```
Indice_maturita_df$indice_maturita <- Indice_maturita_df$cultura +
Indice_maturita_df$strategia + Indice_maturita_df$esperienza +
Indice_maturita_df$ecosistema

write_xlsx(Indice_maturita_df, path = "Indice_maturita_df3.xlsx")

#-------------------------------------------------------------
# DISTRIBUZIONE DELL'INDICE DI MATURITÀ
#-------------------------------------------------------------
# Statistiche di base
summary(Indice_maturita_df$indice_maturita)
sd(Indice_maturita_df$indice_maturita)

# Calcola i dati dell’istogramma per usarli con precisione
h <- hist(Indice_maturita_df$indice_maturita,
          breaks = 10,
          col = "grey",
          main = "Distribuzione dell'indice di maturità digitale",
          xlab = "Indice di maturità",
          ylab = "Frequenza",
          ylim = c(0, 40),
          xlim = c(-6, 6.5))

# Aggiunge etichette di frequenza sopra ogni barra
text(x = h$mids,
     y = h$counts,
     labels = h$counts,
     pos = 3,
     cex = 0.8)

# Aggiunge la linea rossa della media (0)
abline(v = 0, col = "red", lwd = 2, lty = 2)

# Aggiunge la linea verde della mediana (0.03)
abline(v = 0.03, col = "blue", lwd = 2, lty = 2)

# Verifico se la distribuzione dell'indice è gaussiana
shapiro.test(Indice_maturita_df$indice_maturita)

qqnorm(Indice_maturita_df$indice_maturita)
qqline(Indice_maturita_df$indice_maturita, col = "red", lwd = 2)
```

```
   #quante aziende rientrano nell'intervallo ±1,91?
   sum(Indice_maturita_df$indice_maturita >= -1.91 &
Indice_maturita_df$indice_maturita <= 1.91)

   # Boxplot per evidenziare outlier
   boxplot(Indice_maturita_df$indice_maturita,
           main = "Boxplot dell'indice di maturità digitale",
           col = "orange",
           horizontal = TRUE)

   # Verifico il corretto funzionamento dell'indice
   Indice_maturita_df$azienda <- data$X1
   # Identifico l'azienda con il punteggio più alto
   which.max(Indice_maturita_df$indice_maturita)
   # visualizzo il suo punteggio per le 4 dimensioni
   Indice_maturita_df[which.max(Indice_maturita_df$indice_maturita), c("cultura",
"strategia", "esperienza", "ecosistema", "indice_maturita")]
   Indice_maturita_df[which.max(Indice_maturita_df$indice_maturita), "azienda"]

   # confronto il punteggio dell'azienda con punteggio maggiore e quella con
punteggio minore
   Indice_maturita_df[which.min(Indice_maturita_df$indice_maturita), c("cultura",
"strategia", "esperienza", "ecosistema", "indice_maturita")]
   Indice_maturita_df[which.min(Indice_maturita_df$indice_maturita), "azienda"]

   #-------------------------------------------------------------
   # DISTRIBUZIONE DELLE 4 DIMENSIONI DELL'INDICE
   #-------------------------------------------------------------
   # Statistiche descrittive per le quattro dimensioni
   summary(Indice_maturita_df$cultura)
   summary(Indice_maturita_df$strategia)
   summary(Indice_maturita_df$esperienza)
   summary(Indice_maturita_df$ecosistema)

   boxplot(Indice_maturita_df[, c("cultura", "strategia", "esperienza",
"ecosistema")],
           main = "Boxplot delle dimensioni della maturità digitale",
           col = c("lightblue", "lightgreen", "lightpink", "lightyellow"),
           las = 2,
           cex.axis = 0.8,
```

```
        names = c("Cultura", "Strategia", "Esp/oper", "Ecosistema"))

  #--------------------------------------------------
  # CLASSIFICO LE AZIENDE IN BASE ALL'INDICE DI MATURITÀ
  #--------------------------------------------------
  # Creo una nuova variabile "fascia_maturita" in base al valore dell'indice
  Indice_maturita_df$fascia_maturita <- cut(
    Indice_maturita_df$indice_maturita,
    breaks = c(-Inf, -1.91, 1.91, Inf),
    labels = c("Bassa", "Media", "Alta"),
    right = TRUE
  )

  # Frequenze assolute per ciascuna fascia
  table(Indice_maturita_df$fascia_maturita)

  # Frequenze relative (percentuali)
  prop.table(table(Indice_maturita_df$fascia_maturita)) * 100

  # costruisco un grafico per visualizzare la composizione delle aziende per
fasce
  # Calcolo le frequenze per fascia
  fasce <- table(Indice_maturita_df$fascia_maturita)

  # Crea il grafico a torta
  pie(fasce,
      labels = paste0(names(fasce), " (", round(prop.table(fasce) * 100, 1),
"%)"),
      col = c("lightblue", "violet", "lightgreen"),
      main = "Distribuzione delle aziende per fascia di maturità digitale")

  #-------------------------------------------
  # RELAZIONE TRA VAR STRUTTURALI E LIVELLO DI MATURITÀ
  #-------------------------------------------
  # 1. GENERAZIONE AZIENDALE
  # frequenze assoluti delle generazioni per fascia di maturità
  table(Indice_maturita_df$fascia_maturita, data$Generazione)

  # frequenze relative delle generazioni per fascia di maturità
  prop.table(table(Indice_maturita_df$fascia_maturita, data$Generazione), margin
= 1) * 100
```

```
library(ggplot2)
library(dplyr)

# Grafico a barre con frequenze assolute
ggplot(Indice_maturita_df, aes(x = fascia_maturita, fill = data$Generazione)) +
  geom_bar(position = "stack") +
  labs(
    title = "Frequenza delle generazioni aziendali nelle fasce di maturità
digitale",
    x = "Fascia di maturità digitale",
    y = "Numero di aziende",
    fill = "Generazione"
  ) +
  theme_minimal()

# Grafico frequenze relative
df_generazione_rel <- Indice_maturita_df %>%
  mutate(generazione = data$Generazione) %>%
  group_by(fascia_maturita, generazione) %>%
  summarise(n = n()) %>%
  mutate(percent = n / sum(n) * 100)

ggplot(df_generazione_rel, aes(x = fascia_maturita, y = percent, fill =
generazione)) +
  geom_bar(stat = "identity", position = "stack") +
  scale_y_continuous(labels = scales::percent_format(scale = 1)) +
  labs(
    title = "Composizione percentuale per generazione aziendale nelle fasce di
maturità digitale",
    x = "Fascia di maturità digitale",
    y = "Percentuale",
    fill = "Generazione"
  ) +
  theme_minimal()

# verifico se ci sono differenze significative nella distribuzione dell'indice
tra le 4 coorti
# Aggiungo la generazione al dataframe
Indice_maturita_df$generazione <- data$Generazione
```

```
  ggplot(Indice_maturita_df, aes(x = generazione, y = indice_maturita)) +
    geom_boxplot(fill = "lightblue") +
    labs(title = "Distribuzione dell'indice di maturità digitale per generazione
aziendale",
         x = "Generazione aziendale",
         y = "Indice di maturità digitale") +
    theme_minimal()

  # ANOVA
  anova_test_gen <- aov(indice_maturita ~ generazione, data = Indice_maturita_df)
  summary(anova_test_gen)

  # 2. DIMENSIONE AZIENDALE
  # Tabella frequenze assolute
  table(Indice_maturita_df$fascia_maturita, data$Dimensione_Aziendale)

  # Frequenze relative per fascia
  prop.table(table(Indice_maturita_df$fascia_maturita,
data$Dimensione_Aziendale), margin = 1) * 100

  # Grafico frequenze relative
  df_dimensione_rel <- Indice_maturita_df %>%
    mutate(dimensione = data$Dimensione_Aziendale) %>%
    group_by(fascia_maturita, dimensione) %>%
    summarise(n = n(), .groups = "drop") %>%
    group_by(fascia_maturita) %>%
    mutate(percent = n / sum(n) * 100)

  ggplot(df_dimensione_rel, aes(x = fascia_maturita, y = percent, fill =
dimensione)) +
    geom_bar(stat = "identity", position = "fill") +
    scale_y_continuous(labels = scales::percent) +
    labs(title = "Composizione percentuale per dimensione aziendale nelle fasce
di maturità digitale",
         x = "Fascia di maturità digitale",
         y = "Percentuale",
         fill = "Dimensione aziendale") +
    scale_fill_manual(values = c("Micro impresa" = "lightblue",
                                 "Piccola impresa" = "lightgreen",
                                 "Media impresa" = "lightpink",
                                 "Grande impresa" = "yellow")) +
```

```
    theme_minimal()

  # Aggiungo la dimensione aziendale al dataframe
  Indice_maturita_df$dimensione <- data$Dimensione_Aziendale

  # Creo il boxplot
  ggplot(Indice_maturita_df, aes(x = dimensione, y = indice_maturita)) +
    geom_boxplot(fill = "lightblue") +
    labs(title = "Boxplot dell'indice di maturità digitale per classe
dimensionale",
         x = "Classe dimensionale",
         y = "Indice di maturità digitale") +
    theme_minimal()


  # ANOVA
  anova_test_dim <- aov(indice_maturita ~ dimensione, data = Indice_maturita_df)
  summary(anova_test_dim)

  # 3. SETTORE COMMERCIALE (si sceglie di usare la suddivisione in macrosettori
pe rendere più facile la lettura)
  # Come quanto fatto in sede di profilazione dei cluster, si scelgie di
utilizzare i macrosettori
  # Aggiungo la colonna Macrosettore in Indice_df2
  Indice_maturita_df$Macrosettore <- dplyr::case_when(
    data$X101 %in% c("agroalimentare", "manifatturiero", "costruzioni") ~
"Settori produttivi",
    data$X101 %in% c("commercio", "trasporti") ~ "Settori commerciali e
logistici",
    data$X101 %in% c("consulenza aziendale", "ICT", "servizi") ~ "Servizi
professionali e digitali",
    TRUE ~ "Altro"
  )

  # Tabella frequenze assolute macrosettore × maturità
  table(Indice_maturita_df$fascia_maturita, Indice_maturita_df$Macrosettore)

  # Frequenze relative per fascia
  prop.table(table(Indice_df2$fascia_maturita, Indice_df2$Macrosettore), margin =
1) * 100
```

```
library(dplyr)
library(ggplot2)

# Creazione del dataframe con le percentuali
df_settore_rel <- Indice_maturita_df %>%
  group_by(fascia_maturita, Macrosettore) %>%
  summarise(n = n()) %>%
  mutate(percent = n / sum(n) * 100)

# Grafico a barre in percentuale
ggplot(df_settore_rel, aes(x = fascia_maturita, y = percent, fill =
Macrosettore)) +
  geom_bar(stat = "identity", position = "stack") +
  labs(
    title = "Composizione percentuale per macrosettore nelle fasce di maturità
digitale",
    x = "Fascia di maturità digitale",
    y = "Percentuale"
  ) +
  scale_fill_brewer(palette = "Pastel1") +  # Palette colori armoniosa
  theme_minimal()

# Converto la variabile "Macrosettore" in un fattore
Indice_maturita_df$Macrosettore <- factor(Indice_maturita_df$Macrosettore)

# boxplot
ggplot(Indice_maturita_df, aes(x = Macrosettore, y = indice_maturita)) +
  geom_boxplot(fill = "lightblue", color = "black") +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Distribuzione dell’indice di maturità digitale per macrosettore",
    x = "Macrosettore",
    y = "Indice di maturità digitale"
  )

# Test ANOVA
anova_test_settore <- aov(indice_maturita ~ Macrosettore, data =
Indice_maturita_df)
summary(anova_test_settore)

# 4. CONDUZIONE FAMILIARE
```

```
  # Aggiungo la variabile al dataset
  Indice_maturita_df$conduzione_familiare <- data$X4

  # Tabella frequenze assolute
  table(Indice_maturita_df$fascia_maturita,
Indice_maturita_df$conduzione_familiare)

  # Frequenze relative per fascia
  prop.table(table(Indice_maturita_df$fascia_maturita,
Indice_maturita_df$conduzione_familiare), margin = 1) * 100

  library(dplyr)
  library(ggplot2)

  # Creazione del dataframe con le percentuali
  df_fam <- Indice_maturita_df %>%
    group_by(fascia_maturita, conduzione_familiare) %>%
    summarise(n = n()) %>%
    mutate(percent = n / sum(n) * 100)

  # Grafico a barre in percentuale
  ggplot(df_fam, aes(x = fascia_maturita, y = percent, fill =
conduzione_familiare)) +
    geom_bar(stat = "identity", position = "stack") +
    labs(title = "Distribuzione della conduzione familiare per fascia di
maturità",
         x = "Fascia di maturità digitale", y = "Frequenza (%)",
         fill = "Conduzione familiare") +
    theme_minimal()

  # Boxplot
  ggplot(Indice_maturita_df, aes(x = conduzione_familiare, y = indice_maturita))
+
    geom_boxplot(fill = "lightblue") +
    labs(
      title = "Indice di maturità digitale per conduzione familiare",
      x = "Conduzione familiare",
      y = "Indice di maturità digitale"
    ) +
    theme_minimal()
```

```
  # Test ANOVA
  anova_test_fam <- aov(indice_maturita ~ conduzione_familiare, data =
Indice_maturita_df)
  summary(anova_test_fam)

  # FIGURA RESPONSABILE DEL DIGITAL

  Indice_maturita_df

  # Creo una variabile aggregata con 4 modalità
  Indice_maturita_df$responsabile_macro <- dplyr::case_when(
    data$X10 == "Nessuno" ~ "Nessuno",
    data$X10 %in% c("Operativo", "Mktg Manager", "Sales Manager",
                    "Digital Spec.", "Direttore", "CEO") ~ "Interno",
    data$X10 == "Agenzia est." ~ "Esterno",
    data$X10 == "Team misto" ~ "Misto",
    TRUE ~ NA_character_
  )

  # frequenze assolute
  table(Indice_maturita_df$fascia_maturita,
Indice_maturita_df$responsabile_macro)

  # frequenze relative
  prop.table(table(Indice_df2$fascia_maturita, Indice_df2$responsabile_macro),
margin = 1) * 100

  # Calcolo delle percentuali
  df_responsabile <- Indice_maturita_df %>%
    group_by(fascia_maturita, responsabile_macro) %>%
    summarise(n = n()) %>%
    mutate(percent = n / sum(n) * 100)

  # Grafico a barre
  ggplot(df_responsabile, aes(x = fascia_maturita, y = percent, fill =
responsabile_macro)) +
    geom_bar(stat = "identity", position = "stack") +
    labs(title = "Distribuzione della figura responsabile del digital marketing
\n per fascia di maturità digitale",
         x = "Fascia di maturità digitale", y = "Frequenza (%)",
         fill = "Figura responsabile") +
```

```
    theme_minimal() + scale_fill_manual(values = c("Nessuno" = "gray", "Interno"
= "green3", "Esterno" = "skyblue", "Misto" = "orange"))

  # Boxplot
  ggplot(Indice_maturita_df, aes(x = responsabile_macro, y = indice_maturita)) +
    geom_boxplot(fill = "lightblue") +
    labs(
      title = "Distribuzione dell'indice di maturità digitale per figura
responsabile",
      x = "Figura responsabile (macro-categorie)",
      y = "Indice di maturità digitale"
    ) +
    theme_minimal()

  # Test ANOVA
  anova_test_responsabile <- aov(indice_maturita ~ responsabile_macro, data =
Indice_maturita_df)
  summary(anova_test_responsabile)

  # Quali son i gruppi che differiscono?
  tukey_test <- TukeyHSD(anova_test_responsabile)
  print(tukey_test)

  # ----------------------------------------
  # PROFILO I CLUSTER SULLA BASE DELL'INDICE DI MATURITÀ
  # ----------------------------------------
  names(Indice_maturita_df)
  names(kmeans_result)

  Indice_maturita_df$cluster <- kmeans_result$cluster

  # Statistiche descrittive dell'indice per ciascun cluster
  Indice_maturita_df %>%
    group_by(cluster) %>%
    summarise(
      n = n(),
      media = mean(indice_maturita),
      mediana = median(indice_maturita),
      min = min(indice_maturita),
      max = max(indice_maturita),
      sd = sd(indice_maturita)
```

```
    )

  # boxplot
  library(ggplot2)
  ggplot(Indice_maturita_df, aes(x = as.factor(cluster), y = indice_maturita,
fill = as.factor(cluster))) +
    geom_boxplot() +
    labs(title = "Distribuzione dell’indice di maturità digitale per cluster",
         x = "Cluster", y = "Indice di maturità digitale") +
    theme_minimal() +
    scale_fill_brewer(palette = "Pastel1", name = "Cluster")

  # Tabella delle frequenze assolute
  table(Indice_maturita_df$cluster, Indice_maturita_df$fascia_maturita)

  # Tabella delle frequenze relative per cluster (percentuali riga)
  prop.table(table(Indice_maturita_df$cluster,
Indice_maturita_df$fascia_maturita), margin = 1) * 100

  install.packages("patchwork")
  install.packages("ggrepel")
  library(ggrepel)
  library(patchwork)
  library(dplyr)

  # Calcolo delle frequenze relative per cluster
  df_cluster_fasce_perc <- Indice_maturita_df %>%
    group_by(cluster, fascia_maturita) %>%
    summarise(n = n()) %>%
    mutate(percent = round(n / sum(n) * 100, 1)) %>%
    ungroup()

  # ordino i livelli
  df_cluster_fasce_perc$fascia_maturita <- factor(
    df_cluster_fasce_perc$fascia_maturita,
    levels = c("Bassa", "Media", "Alta")
  )

  # metto le etichette esterne
  df_cluster_fasce_perc <- df_cluster_fasce_perc %>%
    group_by(cluster) %>%
```

```
    arrange(desc(fascia_maturita)) %>%
    mutate(pos = cumsum(percent) - 0.5 * percent)

  # Creo un pie chart per ciascun cluster
  create_pie_chart <- function(cluster_id) {
    df <- df_cluster_fasce_perc %>% filter(cluster == cluster_id)

  ggplot(df, aes(x = "", y = percent, fill = fascia_maturita)) +
      geom_bar(stat = "identity", width = 1, color = "white") +
      coord_polar("y") +
    scale_fill_manual(values = c("Bassa" = "#F8766D",
                                 "Media" = "#00BA38",
                                 "Alta"  = "#619CFF"))+
      geom_text_repel(aes(label = paste0(percent, "%"), y = pos),
                      nudge_x = 1,
                      segment.size = 0.3,
                      direction = "y",
                      size = 3.5) +
      labs(title = paste("Cluster", cluster_id), x = NULL, y = NULL) +
      theme_void() +
    theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5)) +
    guides(fill = guide_legend(title = "Fascia di maturità"))
  }

  # Generazione dei 3 grafici
  p1 <- create_pie_chart(1)
  p2 <- create_pie_chart(2)
  p3 <- create_pie_chart(3)

  # Unione dei grafici con legenda unica
  (p1 + p2 + p3) + plot_layout(guides = "collect") & theme(legend.position =
"bottom")
```